

Zürcher Hochschule für Angewandte Wissenschaften (ZHAW)
School of Management and Law

Multifaktorstrategie mit einer Timing-Komponente auf dem amerikanischen Aktienmarkt

Master Thesis, MSc Banking & Finance
W LE-W-MA-BF-01-15HS-A

Vorgelegt von:
Sebastian Holz
Matrikelnummer: 11-295-987
E-Mail: holzseb1@students.zhaw.ch

Betreuender Dozent:
Prof. Dr. Peter Schwendner

Ort und Datum der Abgabe:
Winterthur, 16. Juni 2017

Management Summary

Mittels verschiedener Frühindikatoren werden in der vorliegenden Arbeit die Faktoren Size, Value, Momentum und Low Volatilität für die verschiedenen Marktphasen anhand eines systematischen Ansatzes entsprechend gewichtet. Das Anlageuniversum entspricht den jeweils im S&P500 Index enthaltenen Aktien über einen Zeitraum zwischen 07.02.1991 und 30.12.2016. Für die Evaluation der Performance der konstruierten Multifaktorstrategie wird diese einerseits anhand deskriptiver Kennzahlen mit einer gleichgewichteten Benchmark verglichen, andererseits wird ein Fünffaktormodell verwendet, welches das von Carhart (1997) entwickelte Vierfaktormodell um die Variable Low Volatilität ergänzt. Um zusätzlich die Aussagekraft des erstellten Fünffaktormodells hinsichtlich der Erklärung von täglichen Aktienrenditen testen zu können, werden verschiedene Faktor-Portfolios gebildet, welche gewisse Eigenschaften der erwähnten Faktoren abbilden. Dazu wird ein Vergleich des Fünffaktormodells zum CAPM angestellt. Die für die Portfoliobildung benötigten Fundamental- sowie Preisdaten werden über den Datenprovider Bloomberg bezogen.

Die Auswertung der deskriptiven Statistik ergibt, dass die Multifaktorstrategie bei geringerer Volatilität eine grössere annualisierte Rendite erwirtschaftet, was im Vergleich zur Benchmark in einer höheren Sharpe Ratio resultiert. Durch die Einführung des erstellten Fünffaktormodells wird das adjustierte Bestimmtheitsmass im Vergleich zum CAPM bei allen untersuchten Faktor-Portfolios gesteigert. Des Weiteren können signifikante Size-, Value-, Momentum-, sowie Low Volatilität-Faktorkoeffizienten festgehalten werden. Während die ersten drei Faktoren über den gesamten Untersuchungszeitraum positive Risikoprämien liefern, verzeichnet die Variable Low Volatilität einen negativen Verlauf, was im Vergleich mit der bestehenden Literatur ungewöhnlich ist.

Die für die vorliegende Arbeit erstellte Multifaktorstrategie soll unter Berücksichtigung verschiedener Timing-Komponenten in der Lage sein, eine gleichgewichtete Benchmark sowohl hinsichtlich Performance als auch risikoadjustierter Kennzahlen zu überbieten. Über den gesamten Untersuchungszeitraum konnte die Multifaktorstrategie bei geringerer Volatilität eine um 0.68% höhere annualisierte Performance verzeichnen als die Benchmark.

Durch die erhaltenen Resultate kann festgehalten werden, dass der Einbezug von Frühindikatoren zu einer Überrendite der Multifaktorstrategie führt, was den Grundstein für mögliche Weiterentwicklungen legt. Es bestehen die Möglichkeiten verschiedene Subperioden zu untersuchen, weitere Faktoren miteinzubeziehen sowie allfällige Hedging-Strategien oder Turnover-Optimierungen anzuwenden.

Wahrheitserklärung

„Ich erkläre hiermit, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig, ohne Mithilfe Dritter und nur unter Benützung der angegebenen Quellen verfasst habe und dass ich ohne schriftliche Zustimmung der Studiengangleitung keine Kopien dieser Arbeit an Dritte aushändigen werde.“

Gleichzeitig werden sämtliche Rechte am Werk an die Zürcher Hochschule für Angewandte Wissenschaften (ZHAW) abgetreten. Das Recht auf Nennung der Urheberschaft bleibt davon unberührt.

Name/Vorname Student/in (Druckbuchstaben)

Unterschrift (Student/in)

Inhaltsverzeichnis

Tabellenverzeichnis.....	VI
Abbildungsverzeichnis.....	VII
1 Einleitung.....	1
1.1 Ausgangslage	1
1.2 Problemstellung	2
1.3 Zielsetzung.....	3
1.4 Forschungsfragen.....	4
1.5 Hypothese	5
1.6 Vorgehensweise	5
1.7 Abgrenzungen	8
1.8 Aufbau der Arbeit.....	8
2 Literaturübersicht.....	9
2.1 Einführung zum Thema	9
2.1.1 Random-Walk-Theorie.....	9
2.1.2 Effizienzmarkthypothese.....	10
2.1.3 Portfoliotheorie nach Markowitz.....	11
2.1.4 Capital Asset Pricing Model.....	11
2.1.5 Arbitrage Pricing Theory.....	12
2.2 Anomalien der Markteffizienz.....	13
2.2.1 Anomalien der Markteffizienz: Ausgesuchte Hinweise	13
2.3 Untersuchte Faktoren.....	14
2.4 Timing-Ansätze	17
2.5 Faktormodelle	18
2.5.1 Fama-French-Dreifaktorenmodell (FF3F).....	19
2.5.2 Carhart-Vierfaktormodell (C4F).....	19
2.6 Resultate aus verschiedenen Ländern und Zeiträumen.....	20
2.6.1 Fama-French-Dreifaktorenmodell (FF3F).....	20
2.6.2 Carhart-Vierfaktormodell (C4F).....	22
2.7 Zusammenfassung der Literaturübersicht.....	23
3 Methodisches Vorgehen.....	26
3.1 Untersuchungsgegenstand und Untersuchungszeitraum	26
3.1.1 Der S&P500 Index	26
3.1.2 Untersuchungszeitraum und allgemeine Bemerkungen	27
3.2 Herkunft der Daten	28
3.2.1 Daten für die Berechnung der Faktoren	28
3.2.2 Beschreibung der analysierten Frühindikatoren	30
3.3 Datenkontrolle und Verarbeitung der Daten	35
3.3.1 Zusammenfassung: Verfügbares Dataset	35
3.3.2 Datenkontrolle	36

3.3.3	Verarbeitung der Daten	37
3.4	Portfoliobildung und Regressionsvorgehen.....	38
3.4.1	Einführung: Capital Asset Pricing Model (CAPM)	38
3.4.2	Carhart Vierfaktormodell	39
3.4.3	Verwendetes Faktormodell (Fünffaktormodell)	40
3.4.4	Portfoliobildung: Sortierung anhand von SMB und HML	40
3.4.5	Portfoliobildung: Sortierung anhand von WML	41
3.4.6	Portfoliobildung: Sortierung anhand von LMH	42
3.4.7	Portfoliobildung: Benchmark	43
3.4.8	Regressionsvorgehen	43
3.4.9	Vorgehen zur deskriptiven Statistik	44
3.5	Diagnostik	46
3.5.1	Signifikanz der Modelle	46
3.5.2	Erklärungsgehalt der Modelle (Modellvergleich)	46
3.5.3	Signifikanz der Faktoren	47
3.5.4	Test auf Multikollinearität und Autokorrelation	47
3.6	Erstellung der Multifaktorzeitreihe	49
3.6.1	Vorgehen Frühindikatoren.....	49
3.6.2	Bildung der Multifaktorstrategie	54
4	Resultate.....	56
4.1	Deskriptive Statistik	56
4.1.1	Deskriptive Statistik: Faktor-Portfolios.....	56
4.1.2	Deskriptive Statistik: Faktoren	59
4.1.3	Deskriptive Statistik: Multifaktorstrategie und Benchmark	61
4.2	Regressionsresultate und Diagnostik: CAPM	62
4.2.1	Regressionsresultate und Diagnostik: Faktor-Portfolios	62
4.2.2	Regressionsresultate und Diagnostik: Multifaktorstrategie und Benchmark	63
4.3	Regressionsresultate und Diagnostik: Erstelltes Fünffaktormodell.....	63
4.3.1	Regressionsresultate und Diagnostik: Faktor-Portfolios	64
4.3.2	Regressionsresultate und Diagnostik: Multifaktorstrategie und Benchmark	65
4.4	Vergleich Regressionsresultate CAPM und Fünffaktormodell	66
4.5	Ergebnisse des Korrelations- und Multikollinearitätstests.....	66
4.6	Performancevergleich Multifaktorstrategie und Benchmark	67
4.6.1	Vergleich mit Benchmark.....	67
5	Schlussfolgerungen.....	69
5.1	Zusammenfassung der Regressionsresultate.....	69
5.2	Zusammenfassung des Performancevergleichs (MF und EW).....	70
5.3	Fazit.....	71
5.4	Beantwortung der Forschungsfragen	72
5.5	Hypothesenevaluation	72
5.6	Handlungsempfehlung.....	73
5.7	Kritische Würdigung.....	73
5.8	Ausblick	74
	Literaturverzeichnis.....	75

Anhang 1: Walk-Forward Testing.....	VIII
Anhang 2: Rebalancing-Logik	IX
Anhang 3: Code MATLAB-API Datenbezug	X
Anhang 4: Ausgewählte Angaben zu den Frühindikatoren	XI
Anhang 5: Vollständige Aufführung sämtlicher Streudiagramme.....	XIII
Anhang 6: Entwicklung der Single-Faktor-Renditen	XVII
Anhang 7: Deskriptive Statistik der Faktoren, Faktor-Portfolios, Multifaktorstrategie sowie der Benchmark.....	XIX
Anhang 8: Regressionsresultate der Faktor-Portfolios, Multifaktorstrategie sowie Benchmark - CAPM	XXII
Anhang 9: Regressionsresultate der Faktor-Portfolios, Multifaktorstrategie sowie Benchmark - 5FM	XXIV
Anhang 10: Performance-Matrix von MF, EW sowie Alpha.....	XXVII
Anhang 11: Gewichtungsverteilung der Faktoren für jede Umschichtung	XXX
Anhang 12: Regressionsresultate der Frühindikatoren.....	XXXI

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Korrelationsmatrix der Faktoren HML, LMH, RM_RF, SMB und WML.	67
Tabelle 2: Variance Inflation Factor (VIF) der Faktoren HML, LMH, RM_RF, SMB und WML.....	67
Tabelle 3: Rebalancing-Daten.	IX
Tabelle 4: Target Weights Bloomberg Commodity Index (BCOM Index).	XI
Tabelle 5: Target Weights U.S. Dollar Index (DXY Index).	XI
Tabelle 6: Deskriptive Statistik der zwölf Faktor-Portfolios, MF und EW.	XIX
Tabelle 7: Performance-Matrix der Faktor-Portfolios.....	XX
Tabelle 8: Performance-Matrix der vier verwendeten Faktoren (Jahresrenditen).....	XXI
Tabelle 9: Regressionsresultate der untersuchten Faktor-Portfolios (CAPM).	XXII
Tabelle 10: Regressionsresultate der untersuchten Multifaktorstrategie (MF) sowie Benchmark (EW) (CAPM).....	XXIII
Tabelle 11: Regressionsresultate der untersuchten Faktor-Portfolios, welche gross-kapitalisierte Unternehmen enthalten (Fünffaktormodell).	XXIV
Tabelle 12: Regressionsresultate der untersuchten Faktor-Portfolios, welche klein-kapitalisierte Unternehmen enthalten (Fünffaktormodell).	XXV
Tabelle 13: Regressionsresultate der untersuchten Multifaktorstrategie (MF) sowie Benchmark (EW) (Fünffaktormodell).....	XXVI
Tabelle 14: Performance-Matrix der Multifaktorstrategie.	XXVII
Tabelle 15: Performance-Matrix der gleichgewichteten Benchmark.....	XXVIII
Tabelle 16: Alpha-Matrix der Multifaktorstrategie über der gleichgewichteten Benchmark.	XXIX
Tabelle 17: Regressionsresultate der untersuchten Frühindikatoren zu SMB.....	XXXI
Tabelle 18: Regressionsresultate der untersuchten Frühindikatoren zu HML..	XXXII
Tabelle 19: Regressionsresultate der untersuchten Frühindikatoren zu WML..	XXXIII
Tabelle 20: Regressionsresultate der untersuchten Frühindikatoren zu LMH..	XXXIV

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Renditen der Frühindikatoren.	37
Abbildung 2: Verwendete Streudiagramme des Faktors SMB gegen die Frühindikatoren (Lag 1 und 2).....	51
Abbildung 3: Verwendete Streudiagramme des Faktors HML gegen die Frühindikatoren (Lag 1 und 2).....	52
Abbildung 4: Verwendete Streudiagramme des Faktors WML gegen die Frühindikatoren (Lag 1 und 2).....	53
Abbildung 5: Verwendete Streudiagramme des Faktors LMH gegen die Frühindikatoren (Lag 1 und 2).....	54
Abbildung 6: Preisentwicklung der Faktor-Portfolios mit kleinkapitalisierten Unternehmen sowie LOWV (indexiert).	57
Abbildung 7: Preisentwicklung der Faktor-Portfolios mit grosskapitalisierten Unternehmen sowie HIGHV (indexiert).	57
Abbildung 8: Preisentwicklung der Faktoren SMB, HML, WML und LMH (indexiert).	60
Abbildung 9: Preisentwicklung von MF sowie EW (indexiert).....	61
Abbildung 10: Walk-Forward Testing.	VIII
Abbildung 11: Preisentwicklung BBDXY Index und DXY Curncy.....	XII
Abbildung 12: Streudiagramme des Faktors SMB gegen die Frühindikatoren (Lag 1 und 2).XIII	
Abbildung 13: Streudiagramme des Faktors HML gegen die Frühindikatoren (Lag 1 und 2) XIV	
Abbildung 14: Streudiagramme des Faktors LMH gegen die Frühindikatoren (Lag 1 und 2) . XV	
Abbildung 15: Streudiagramme des Faktors WML gegen die Frühindikatoren (Lag 1 und 2)XVI	
Abbildung 16: Vergleich der Preisentwicklung der Single-Faktor-Portfolios (indexiert).	XVII
Abbildung 17: Preisentwicklung der Single-Faktor-Portfolios einzeln (indexiert).....	XVIII
Abbildung 18: Gewichtungsverteilung der untersuchten Faktoren für jedes Umschichtungsdatum.	XXX

1 Einleitung

Die Einleitung legt das Fundament der vorliegenden Arbeit und erläutert deren Zielsetzung, Forschungsfragen, Hypothese und Vorgehen.

1.1 Ausgangslage

Die Frage nach dem Treiber von Aktienrenditen sowie deren Zustandekommen beschäftigt zumindest Akademiker seit Beginn des zwanzigsten Jahrhunderts (Smith, 2003: 98). Eines der wohl bedeutendsten Werke in diesem Zusammenhang ist jenes von Sharpe (1964: 425–442), Lintner (1965: 13–37), Treynor (1965: 63–75) und Mossin (1966: 768–783) entwickelte Capital Asset Pricing Model (CAPM). Bei diesem Modell wird davon ausgegangen, dass Aktien lediglich zwei Haupttreiber aufweisen – das systematische sowie idiosynkratische Risiko. Dieses Kapitalmarktmodell wird jedoch nach wie vor kontrovers diskutiert, da es eine Reihe von unrealistischen Annahmen voraussetzt.

Ross (1977: 341–360) führte später die Arbitrage Pricing Theory (APT) ein, welche einige der unrealistischen Annahmen des CAPM obsolet macht. Es wird davon ausgegangen, dass Aktienpreise entweder als Funktion einer Vielzahl von makroökonomischen Faktoren oder theoretischen Marktindizes repliziert werden können (Bender, Briand, Melas und Subramanian, 2013: 4). Die APT liefert entsprechend theoretische Unterstützung für die Erstellung von Faktormodellen (Fabozzi, 2003: 299). Makroökonomische Modelle stützen sich mehrheitlich auf beobachtbare Variablen der Wirtschaft, welche beispielsweise die Konsumentenstimmung oder Zinssätze darstellen können. Andere Modelle („fundamental factor models“) rücken hingegen die Fundamentaldaten eines bestimmten Unternehmens in den Fokus. Hierbei stellen Bilanzwerte, wie das Ertragswachstum oder das Eigenkapital zentrale Größen für deren Analysen dar (Fabozzi, 2003: 300).

Später präsentierten Fama und French in ihrer Arbeit Ergebnisse, welche die Gültigkeit des CAPM zumindest teilweise in Frage stellen. Zudem legten die beiden selben Autoren ein Dreifaktorenmodell vor, was eine Weiterentwicklung des CAPM darstellt. Mittels dieses Dreifaktorenmodells sollen Aktienkurse anhand von sogenannten Effekten erklärt werden können. Die Rendite einer Aktie kann ihrer Meinung nach gewissen Eigenschaften des jeweiligen Unternehmens zugeschrieben werden, wie beispielsweise dessen Marktkapitalisierung oder Kurs-Buchwert-Verhältnis bei relativer Betrachtung zu anderen Unternehmen (Fama und French, 1993: 3–56). Mit fortgeschrittener Zeit wurde beabsichtigt, zusätzliche Faktoren einzuschliessen, um den Erklärungsgehalt solcher Modelle steigern zu können. So etwa hat Carhart (1997: 57–82) das bestehende Dreifaktorenmodell um einen weiteren Faktor ergänzt, den Momentum-Faktor. Fama und French führten im Jahr 2015 eine Weiterentwicklung ihres Dreifaktorenmodells ein und liessen die Faktoren Profitabilität und Investitionstätigkeit des jeweiligen Unternehmens in ihre Regressionsgleichung einfließen.

Die verschiedenen Faktorenmodelle, insbesondere die von Fama und French sowie von Carhart wurden an zahlreichen Indizes in verschiedenen Ländern und über unterschiedliche Zeiträume getestet. Hierbei konnte diesen Modellen stets einen höheren Erklärungsgehalt als dem klassischen Capital Asset Pricing Models attestiert werden. Trotzdem bleiben die erhaltenen Resultate, insbesondere aufgrund der Bedeutung dieser Faktoren und deren Wirkungszusammenhänge, umstritten. Der Einsatz von Faktormodellen ist in der Praxis gegenwärtig dennoch hochrelevant. Aufgrund der Langzeit-Überrendite verschiedener Smart Beta Produkte gegenüber deren Benchmark, gewannen diese alternativen Indexierungsstrategien bei Investoren an grosser Beliebtheit (Russo, 2015: 5).

Stellen die einzelnen Faktorprämien einen beliebten Untersuchungsgegenstand in der Wissenschaft dar, so ist deren Timing-Komponente weitaus weniger erforscht. Frühere Studien, wie etwa die von Treynor und Mazuy (1966), präsentieren ein auf dem CAPM basierendes Modell, um zu untersuchen, ob Fondsmanager in der Lage sind, aufgrund von Timing den Markt zu übertreffen. Später legte Henriksson (1984) ihre Arbeit vor, worin sie mittels statistischer Techniken versuchen die Prognosefähigkeit von Investmentmanagern, mit dem Schwerpunkt des Market-Timings, zu testen. In den darauffolgenden Jahren wurde eine Anzahl von Analysen publiziert, welche sich überwiegend auf das Timing der Faktoren Market, Size, Value sowie Momentum konzentrierten. In jüngerer Zeit lag der Fokus der Finanzindustrie, im Hinblick auf das Factor Timing, auf der Verwendung von fundamentalen sowie makroökonomischen Informationen.

1.2 Problemstellung

Fonds, die ihre Titelgewichtungen anhand von alternativer Indexierung vornehmen, haben in den letzten Jahren einen massiven Zuwachs ihrer verwalteten Vermögen erfahren. Wichtigster Grund hierfür stellt die Überrendite der jeweiligen Faktorstrategie gegenüber deren nach Marktkapitalisierung gewichteten Benchmark über einen längeren Zeitraum dar. Für einen Investor, der nach Diversifikationsmöglichkeiten und unkorrelierten Renditen sucht, bieten Smart Beta Indizes ebenfalls eine adäquate Investitionsmöglichkeit, da deren Renditen entweder gering oder negativ mit der Benchmark korreliert sind. Ausserdem fallen die Korrelationen zwischen den einzelnen alternativen Indexstrategien tief aus (Stoxx, 2016). MSCI unterstützt diese Aussagen anhand einer ihrer Untersuchungen, die aufzeigt, dass sich mithilfe von Faktorstrategien Renditen erzielen lassen, die über der Marktrendite liegen. So lagen die Renditen sämtlicher MSCI-World-Factor-Indices über den Zeitraum von 1988 bis 2013 über der Rendite des MSCI World Index (MSCI, 2014c). Weitere relevante Ergebnisse von entsprechenden Forschungsarbeiten werden in der Literaturübersicht aus Kapitel 2 zu finden sein

Trotz deren Überlegenheit, auch im Hinblick auf risikoadjustierter Renditen, bergen diese Smart Beta Strategien gewisse Risiken. Da sie einen spezifischen Faktor replizieren, bilden diese Produkte einen strategischen Tilt weg von der marktkapitalisierten Benchmark. Zudem verhalten sich die

einzelnen Faktoren in verschiedenen Wirtschaftszyklen unterschiedlich. Während Faktoren wie etwa Value, Momentum oder Size bei Wachstum, steigenden Zinsen sowie Inflation historisch gesehen gute Renditen lieferten, zeigen andere Faktoren, wie Quality oder Low Volatility defensive Eigenschaften (relativ gesehen eine gute Performance bei schlechter Wirtschaftslage). Die Zyklizität von Faktorstrategien stellt einen zentralen Erfolgsfaktor für einen Investor dar. Während die Faktoren, wie bereits erwähnt, über einen längeren Zeitraum risikoadjustierte Überrenditen zu ihrer nach Marktkapitalisierung gewichteten Benchmark liefern, kann dies über einen kurzen Untersuchungszeitraum, aufgrund deren zyklischen Eigenschaften nicht bestätigt werden. Über den Abschnitt 1988 bis 2013 wiesen alle sieben untersuchten Faktorstrategien eine mindestens zwei- bis dreijährige Underperformance auf. Der Size-Faktor, welcher über das gleichgewichtete Portfolio abgefangen wurde, wies am Ende des letzten Jahrtausends eine sechsjährige Periode mit relativ schlechterer Performance auf (Bender, Briand, Melas und Subramanian, 2013: 13). Die Mehrheit der Investoren verfolgt einen kurzen Anlagehorizont (Gaspar, Massa, Matos: 2005), was wiederum mit grosser Wahrscheinlichkeit einen Grund darstellt, weshalb diese Faktoren noch nicht durch Arbitrage eliminiert wurden. Diese Investoren sind nicht in der Lage, von einem ganzen Zyklus zu profitieren, was bei einer Faktoringvestition vorausgesetzt wird.

Vor dem Hintergrund dieser Annahmen kann somit folgende Problemstellung resultieren: Mittels Faktorstrategie soll versucht werden, eine Mehrrendite gegenüber einer gleichgewichteten Benchmark zu generieren, wobei die Länge des Investitionshorizonts sowie die Zyklizität der einzelnen Faktoren diese Renditechancen jedoch limitieren.

1.3 Zielsetzung

Die vorliegende Arbeit soll einen Beitrag zur Auflösung der oben beschriebenen Problemstellung liefern. Um der Zyklizität der einzelnen Faktoren entgegenzuwirken, soll die Umsetzung anhand einer Multifaktorstrategie erfolgen. Mittels einer Timing-Komponente werden die unterschiedlichen Faktoren je nach Marktphase über- oder untergewichtet. Überdies soll beruhend auf verschiedenen Frühindikatoren, die entweder einem makroökonomischen oder alternativen Ansatz folgen, versucht werden, Bull-, Bear- sowie seitwärtstendierende Märkte frühzeitig zu erkennen.

Zurzeit besteht die Möglichkeit eines automatischen Datendownloads von relevanten Preis- und Fundamentaldaten (Bloomberg). Das Softwareprogramm Microsoft Excel ermöglicht es, anhand dieser Datendownloads eine Multifaktorstrategie, nachfolgend „MF“ genannt, zu verfolgen.

Basierend auf der oben erwähnten Berücksichtigung sowie den nachstehenden Ausführungen kann die zentrale Zielsetzung dieser Arbeit wie folgt formuliert werden:

Die Erstellung einer Multifaktorstrategie auf dem amerikanischen Aktienmarkt, welche in der Lage ist, Size (SMB), Value (HML), Momentum (WML) sowie Low Volatilität (LMH) Effekte mittels

einer Timing-Komponente und dessen zusammenhängenden Frühindikatoren, auszunutzen, um gegenüber der gleichgewichteten Benchmark (EW) eine Mehrrendite zu erwirtschaften.

1.4 Forschungsfragen

Um die Eignung der MF-Strategie mit dazugehöriger Timing-Komponente allgemein testen zu können, muss vorerst erforscht werden, ob die Benchmark über den gesamten Untersuchungszeitraum sowie in den unterschiedlichen Marktphasen anhand verschiedener Renditekennzahlen geschlagen werden konnte. Aus diesem Grund wird folgende erste Forschungsfrage definiert:

Erste Forschungsfrage:

Ist die implementierte MF-Strategie mit inkludierter Timing-Komponente, basierend auf dem Anlageuniversum S&P500 Index, in der Lage, eine gleichgewichtete Benchmark über den gesamten Untersuchungszeitraum sowie in den unterschiedlichen Marktphasen sowohl anhand der Gesamtrendite als auch auf risikobereinigter Basis zu schlagen?

Der S&P500 Index wurde hierbei ausgesucht, da er zu den gängigsten und weitverbreitetsten Aktienmarktindizes gehört. Zudem konnten über Bloomberg die Konstituenten des Index seit dem 31.01.1990 heruntergeladen werden. Da es sich hinsichtlich dieses Indexes um einen häufigen Untersuchungsgegenstand diverser Studien handelt, stehen die Schlusskurse sowie Fundamentaldaten der einzelnen Titel, zum jeweiligen Zeitpunkt, bei historischer sowie zukünftiger Datenbeschaffung, mit ausreichender Sicherheit zur Verfügung. Angesichts dessen kann eine Gleichgewichtung der jeweiligen Aktien des S&P500 Index für die vorliegende Arbeit als Benchmark eingesetzt werden.

Zur Beantwortung der ersten Forschungsfrage sowie der isolierten Betrachtungsweise des Einflusses der Timing-Komponente, wird insbesondere auf den Performancevergleich mittels eines Mehrfaktorenmodells abgestützt. Nähere Informationen hinsichtlich den anzuwendenden statistischen Tests sind in Kapitel 3 zu finden.

Um die Performance-Analyse anhand eines Multifaktormodells evaluieren zu können, wurde eine zweite Forschungsfrage verfasst:

Zweite Forschungsfrage:

Kann das für diese Arbeit erstellte Fünffaktormodell, gemessen am adjustierten Bestimmtheitsmass, die Variation der Aktienrenditen besser erklären als das herkömmliche CAPM?

Die zweite Forschungsfrage kann dann bejaht werden, sofern die Aktienrendite der Multifaktorstrategie mit inkludierter Timing-Komponente mittels des erstellten Fünffaktormodells besser erklärt werden kann als mittels des CAPM. Für den Vergleich der beiden Modelle wird insbesondere auf das adjustierte Bestimmtheitsmass geachtet.

1.5 Hypothese

Um ein allfälliges positives Abschneiden (Übertreffen der Benchmark) der Multifaktorstrategie, welche das Timing berücksichtigt, ebenso wissenschaftlich fundiert evaluieren zu können, soll folgende Hypothese geprüft werden:

Die Multifaktorstrategie (inkl. Timing) schlägt die Benchmark über den gesamten Untersuchungszeitraum. Dies sowohl in Bezug auf einen Renditevergleich als auch auf risikoadjustierter Basis.

Analog zur Beantwortung der ersten Forschungsfrage hängt auch die Evaluation dieser Hypothese von einer Analyse der Resultate der Regressionen sowie der deskriptiven Statistik ab.

1.6 Vorgehensweise

Um die genannten Forschungsfragen und die aufgestellte Hypothese zu beantworten respektive zu evaluieren, ist geplant, in chronologischer Weise folgende, übersichtshalber kurz umrissene Schritte umzusetzen. Kapitel 3 (Methodisches Vorgehen) beschreibt die nachfolgenden Schritte eingehender.

Vorarbeit: Datenbeschaffung

Hinsichtlich der Datenbeschaffung ergibt sich folgende Situation: Um die MF-Strategie erstellen zu können, benötigt es verschiedener Preis- sowie Fundamentaldaten der Unternehmen, die zum entsprechenden Zeitpunkt im S&P500 Index gelistet sind. Um dem Survivorship Bias entgegenwirken sowie die Zusammensetzung der Konstituenten des Referenzindex gewährleisten zu können, müssen in einem ersten Schritt die „Members“ über die gesamte Untersuchungsperiode von Bloomberg bezogen werden. Mittels dieser Member-Matrix (MEMB), welche die Ausgangslage zu allen Datenbezügen darstellt, können anschliessend die zum jeweiligen Zeitpunkt entsprechenden Preis- und Fundamentaldaten der benötigten Unternehmen heruntergeladen werden.

Für die Erstellung der MEMB wurden in einem ersten Schritt mittels Bloomberg-Download zu jedem Datenpunkt (Datum) und über den gesamten Untersuchungszeitraum jeweils die 500 Konstituenten bezogen. Ziel war es, eine Matrix (x-Achse beinhaltet die Konstituenten resp. die y-Achse die Datum-Zeitreihe) zu kreieren mit allen Unternehmen, die über den gesamten Untersuchungszeitraum zu einem beliebigen Zeitpunkt im Referenzindex vertreten waren. Mittels Visual Basic for Applications (VBA) konnten die „distinct values“ herausgefiltert werden. Über die Untersuchungsperiode können somit 1350 Unternehmen festgehalten werden, welche zu mindestens einem Zeitpunkt im S&P500 Index vertreten waren. Sind die entsprechenden Aktien zum jeweiligen Zeitpunkt im Index enthalten, wird eine 1 zugeordnet, ansonsten eine 0. Die Member-Matrix umfasst nach der Datenbereinigung (1350 x 6770) Datenpunkte.

Vorarbeit: Preisdatenbeschaffung

Für alle 1350 seit dem 31.01.1990 bis 30.12.2016 (siehe dazu Abschnitt 3.1.2) gelisteten Unternehmen des Referenzindex wurden die Tagesschlusskurse bezogen. Aufgrund der grossen Datenmenge sowie der nicht ausreichenden Kapazität von Microsoft Excel, musste für die Preisdatenbeschaffung auf den Download mittels MATLAB-API ausgewichen werden (Prof. Dr. Peter Schwendner in Anhang 3).

Um gewährleisten zu können, dass die Unternehmen, welche die Tagesschlusskurse publizieren im Index vertreten waren, wurde die Preismatrix mit MEMB multipliziert. Zur Kontrolle musste die Summe der Anzahl Unternehmen, welche zum entsprechenden Datum im Index vertreten waren, für jedes Datum berechnet werden. Anhand von VBA wurden Reihen gelöscht, die in der jeweiligen Spalte Werte aufweisen, die kleiner als 490 sind. Hiermit wurden von den insgesamt 6784 Daten 14 Reihen gelöscht, was in einem neuen Total der Daten (Datumzeitreihe) von 6770 resultiert. Die endgültige Preismatrix hat somit 1350 x 6770 Datenpunkte.

Vorgehensweise Fundamentaldatenbeschaffung

Analog Preisdatenbeschaffung.

Verwendung von Frühindikatoren

Mittels Literaturrecherche wurden verschiedene Frühindikatoren zur möglichen Identifikation von Bullen- sowie Bärenmärkte bezogen. Unter anderem werden folgende Indikatoren in Betracht gezogen:

- BCOM Index
- DXY Curncy
- MXEF Index
- NET_AGGTE_DVD_YLD
- PE_RATIO
- U.S. Consumption
- RISK_SPREAD_PREMIUM_BOND
- SPX Index
- VIX Index
- VOLATILITÄTS_RISIKO_PREMIUM
- YIELD_SPREAD_VOLATILITY

Berechnung Faktoren

Die für diese Arbeit notwendigen Berechnungen basieren auf dem Prinzip des „Walk-Forward Testing“. Der Walk-Forward Ansatz beinhaltet sowohl ein in-sample- als auch out-of-sample-Segment. Ersteres wird mit training-data set bezeichnet, das Zweite mit testing-data set. Basierend auf den, in der in-sample-Zeitreihe kalkulierten, Titeltgewichte wird jeweils die Performance für die out-of-sample Performance berechnet (Aronson, 2011: 322). Für die zu erstellende Arbeit wurde ein training-window von 250 Tagen, sowie eine testing-Periode von 90 Tagen gewählt (Abbildung 10 Anhang 1).

Erarbeitung der literarischen Grundlagen

Anhand einer Literaturübersicht soll über den aktuellen Forschungsstand im Hinblick auf Faktormodelle eingegangen werden. Hierbei soll der Fokus auf die zu untersuchenden Faktoren, Size, Value, Momentum und Low Volatilität, der Timing-Komponente sowie auf dem zur Anwendung der Performanceanalyse kommenden Faktorenmodell liegen. Des Weiteren soll auf verschiedene Aktien-Multifaktormodelle eingegangen werden. Dies insbesondere anhand von Forschungsergebnissen aus verschiedenen Ländern und für unterschiedliche Zeiträume.

Durchführung der Regressionen

Nach der Erstellung der notwendigen Portfoliozeitreihen (Size, Momentum, Value und Low Volatilität) sowie der Frühindikatoren werden die Regressionen für den gesamten Zeitraum durchgeführt. Für die Faktoren wird für die Durchführung der Regressionen das Vorgehen von Carhart (1997: 57-82) zur Anwendung gezogen, welches in der Arbeit von Rehnby (2016) detaillierter erläutert wird. Es muss jedoch erwähnt werden, dass das von Carhart konstruierte Vierfaktormodell um eine Variable, Low Volatilität, erweitert wurde, um ein eigenes, erstelltes Fünffaktormodell präsentieren zu können.

Erstellung und Kalibrierung der Multifaktorstrategie

Basierend auf den erhaltenen Regressionsresultaten soll mittels Timing-Komponente eine allgemeine Gewichtungformel der vier Faktoren erarbeitet werden, welche mit Hilfe von Frühindikatoren verschiedene Marktphasen ausnutzen kann. Faktoreffekte sowie Frühindikatoren, die aufgrund der Regressionsresultate als signifikant erachtet werden können, werden für die Herleitung der Gewichtungsmethodologie der MF-Strategie mit inkludierter Timing-Komponente verwendet. Anhand von vierteljährlichen Rebalancings werden die Gewichtungen auf die vier Faktoren jeweils neu verteilt. Zwischen den Umschichtungszeitpunkten wird keine Anpassung vorgenommen (Tabelle 3 in Anhang 2).

Out-of-sample Performance

Nach der Erstellung der Zeitreihen MF sowie EW soll die Performance anhand von deskriptiver Statistik sowie mittels eines Faktormodells untersucht und die aufgestellte Hypothese verifiziert oder falsifiziert bzw. die Forschungsfragen beantwortet werden. Als Benchmark wird, wie bereits erwähnt, eine tägliche Gleichgewichtung sämtlicher Titel des S&P500 Index herangezogen.

1.7 Abgrenzungen

Die zu erstellende Arbeit soll durch folgende Punkte klar eingegrenzt werden:

- Es wird ausschliesslich ein für die vorliegende Arbeit erstelltes Fünffaktormodell auf den weiter unten aufgeführten Untersuchungszeitraum angewandt.
- Der Übersichtlichkeit halber wird darauf verzichtet, für jedes Jahr der Zeitspanne und für alle Portfolios gemäss dem von Carhart (1997: 57–82) beschriebenen Vorgehen Regressionen durchzuführen. Stattdessen erfolgt eine Regression pro Faktor-Portfolio über den gesamten Untersuchungszeitraum. Aus demselben Grund wird auch darauf verzichtet, die gebildeten Portfolios in Subportfolios aufzugliedern. Die Ausführungen in Kapitel 3 beschreiben das genaue Vorgehen bei der Portfoliobildung zwecks Durchführung der Regressionen.

1.8 Aufbau der Arbeit

Das erste Kapitel der zu erstellenden Arbeit beinhaltet eine kurze Einführung in das Thema. Überdies wird die relevante Problemstellung beschrieben, die entsprechenden Forschungsfragen formuliert und daraus eine überprüfbare Hypothese abgeleitet. Ausserdem wird das grundlegende Vorgehen zur Beantwortung der Forschungsfragen erläutert.

In Kapitel 2 erfolgt ein Literaturreview zum Themengebiet der Faktormodelle sowie der Frühindikatoren für Aktienmärkte.

Kapitel 3 widmet sich sodann einer detaillierten Beschreibung des methodischen Vorgehens. Ebenso werden die verwendeten Daten beschrieben sowie die Spezifikationen der vorgenommenen Regressionen dargelegt. Ein weiterer Punkt dieses Kapitels stellt die Erklärung der Vorgehensweise der Gewichtungsallokation der MF inkl. Timing-Ansatz und die Erstellung der eigentlichen MF-Zeitreihe dar.

Die aus den Regressionen erhaltenen Resultate werden anschliessend in Kapitel 4 analysiert und beschrieben. Im Anschluss wird aufgezeigt, ob die MF mit Timing-Komponente in der Lage war, die Benchmark aufgrund verschiedener Performance-Kennzahlen zu schlagen.

Die in Kapitel 4 aufgeführten Ergebnisse werden in Kapitel 5 interpretiert. Es folgt die Beantwortung der aufgestellten Forschungsfragen und die Evaluation der formulierten Hypothese. Hiernach erfolgen Handlungsempfehlungen sowie ein Ausblick auf weitere, mögliche Forschungsarbeiten.

Die zu erstellende Arbeit schliesst mit dem Literaturverzeichnis und einem Anhang.

2 Literaturübersicht

Dieses Kapitel dient dazu, einen Einblick in die theoretischen Hintergründe der vorliegenden Arbeit zu gewähren.

2.1 Einführung zum Thema

Für die Einführung zum Thema der vorliegenden Arbeit wurden die in den folgenden Abschnitten untersuchten Forschungsarbeiten verwendet.

2.1.1 *Random-Walk-Theorie*

Seit Anfang des letzten Jahrhunderts sind die Aktienmärkte ein wichtiger und zentraler Bestandteil der Weltwirtschaft. Deshalb verwundert es nicht, dass die mögliche Entwicklung sowie die Prognosemöglichkeiten von Aktienrenditen für die Marktteilnehmer von grossem Interesse sind. Im Jahr 1900 befasste sich Louis Bachelier unter Berücksichtigung wissenschaftlicher Aspekte als Erster mit dieser Thematik und kam zum Schluss, dass der Aktienmarkt effizient sei, da der Preis einer Aktie durch eine Vielzahl von Transaktionen zustande kommt und dieser zwingendermassen die bestmögliche Bewertung einer Aktie darstelle. Bachelier versuchte anhand von mathematischen Überlegungen, Aktienpreise zu erklären. Seiner Auffassung nach sind Aktienkurse jedoch generell unvorhersehbar und auch in den meisten Fällen ex-post nicht zu erklären. Seine Untersuchungen bilden somit den Grundstein für die von Smith (2003) verfasste „Random-Walk-Theorie“ (RWT).

In seiner Arbeit „The Analysis of Economic Time Series-Part I: Prices“ unterstützt Maurice Kendall (1953) die Aussage von Bachelier und kommt ebenfalls zum Schluss, dass die Aktienkurse zufällig erfolgen. Demnach sei die Wahrscheinlichkeit für einen Preisanstieg so gross wie für einen Preisrückgang. Paul Cootner (1964) kam in seiner Analyse zur selben Konklusion. Gemäss der Studie desselben Autors hat die vergangene Performance von Aktien keinen Einfluss auf zukünftige Preise und könne somit nicht vorausgesagt werden.

Eugene F. Fama (1965) legt in seiner Arbeit denselben Fokus wie Paul Cootner (1964) und befasste sich mit der zentralen Fragestellung, inwiefern vergangene Aktienrenditen für die Vorhersage von zukünftigen Aktienkursen herangezogen werden können. In seiner Analyse fand er für die RWT starke Unterstützung, was ihn gleichzeitig zur extremen Aussage bewegt, die Arbeit von Finanzanalysten sei nicht wertgenerierend.

Sowohl Cootner (1964) als auch Fama (1965) verwendeten für ihre Analysen eine von Cowles und Jones (1937) entwickelte Methode, welche die Häufigkeit von „sequences“ (Abfolge von Renditen mit gleichem Vorzeichen) und „reversals“ (Abfolge von Renditen mit unterschiedlichem Vorzeichen, also Plus-Minus oder Minus-Plus) bei historischen Aktienmarktrenditen betrachtet. Dieselbe Methodologie wandten auch Osborne (1959) sowie Fama und Blume (1966) an und kamen zum selben Fazit, welches die „Random-Walk-Theorie“ in beiden erwähnten Fällen unterstützt.

Zu einem späteren Zeitpunkt veröffentlichte Burton Malkiel (1973) das Buch „A Random Walk Down Wall Street“ und sollte somit den Begriff des „Random Walks“ dauerhaft prägen. Darin kommt er zum Schluss, dass es mit einer aktiven Anlagestrategie unmöglich sei, den Markt über eine längere Periode renditemässig zu übertreffen.

Im Paper „Mean Reversion in Stock Prices: Evidence and Implications“ belegten die beiden Autoren Poterba und Summers (1988) für Halteperioden von bis zu fünf Jahren, dass amerikanische Aktienmarktrenditen über einen Zeitraum von 1926 bis 1986 negative serielle Autokorrelationen aufweisen. Um die RWT jedoch verwerfen zu können, wiesen die Resultate nicht die notwendigen Signifikanzniveaus auf.

Im Jahr 1991 veröffentlichte Lo in seiner Studie, dass Abweichungen von der RWT vollumfänglich auf kurzfristige Korrelationen zwischen den Renditen zurückzuführen sind. Mittels eines Langzeitgedächtnistests versuchte er die RWT zu widerlegen. Die entsprechenden Resultate waren allerdings nicht von Bedeutung.

2.1.2 Effizienzmarkthypothese

Die RWT hängt eng mit der von Samuelson (1965) und Fama (1979) unabhängig voneinander verfassten Effizienzmarkthypothese zusammen. Bei dieser Hypothese wird angenommen, dass Aktienmärkte informationseffizient seien, wenn deren Preise zu jedem Zeitpunkt alle möglichen Informationen enthalten. So werden Informationen, welche auf einen Preisanstieg hindeuten, unmittelbar in höheren Preisen reflektiert. In seinem Paper „Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical work“ untersucht Fama (1970) drei Formen von Markteffizienz, die schwache, halbstarke sowie starke Ausprägung. Erstere Form wird lediglich anhand von historischen Preisen untersucht. Bei der Zweiten, der semi-starken Prägung, wird mittels öffentlich verfügbaren Informationen, wie beispielsweise der Veröffentlichung von Gewinnzahlen oder Aktiensplits, getestet, ob sich die Preise entsprechend daran anpassen. Mittels Insiderinformationen wird überprüft, ob die Effizienzmarkthypothese ebenso in deren starken Form beständig bleibt. Um die verschiedenen Formen der Effizienzmarkthypothese zu überprüfen, werden vom selben Autor für jede Ausprägung unterschiedliche Tests vorgeschlagen. Bei der schwachen Form kommen beispielsweise Autokorrelationstests zur Anwendung, mit der Annahme, dass Aktienrenditen voneinander unabhängig sind. Um die halbstarke Form testen zu können, werden verschiedene Events in Betracht gezogen, wobei das Augenmerk auf der Reaktion der Aktienpreise nach Veröffentlichung dieser unternehmensspezifischen Informationen liegt. Die letzte Form kann anhand von Performancekennzahlen von Anlagefonds untersucht werden, um aufzeigen zu können, ob der Fondsmanager Zugang zu Insiderinformationen hatte, um entsprechende Überrenditen erzielen zu können. Fama (1970) kommt zum Schluss, dass für die schwache sowie halbstarke Form der Effizienzmarkthypothese keine nennenswerten Ergebnisse und für die starke Prägung nur wenig Evidenz vorhanden sei.

2.1.3 Portfoliotheorie nach Markowitz

Harry Markowitz (1952) gilt mit seiner Arbeit „Portfolio Selection“ als einer der Begründer der modernen Portfoliotheorie. Gemäss seiner Theorie kann mittels einer beliebigen Anzahl an risikobehafteten Anlagen und der Berechnung deren Kovarianz-Matrix ein effizientes Portfolio erstellt werden. Dabei kann entweder das Risiko bei gegebener erwarteter Portfoliorendite minimiert oder die erwartete Portfoliorendite bei gegebenem Risikoausmass maximiert werden. Um die Gültigkeit des Modells gewährleisten zu können, werden verschiedene Annahmen getroffen. Unter anderem wird davon ausgegangen, dass Investoren rational handeln, die Markteffizienz bestätigt wird sowie die Aktienrenditen einer Normalverteilung folgen.

Unter Risiko wird die Standardabweichung von Aktienrenditen verstanden. Zudem wird davon ausgegangen, dass das Portfoliorisiko nicht der Summe aller im Portfolio befindlichen Anlagen entspricht, sondern der Diversifikationseffekt, welcher aufgrund nicht perfekter Korrelationen der risikobehafteten Anlagen untereinander besteht, berücksichtigt werden muss.

Des Weiteren nennt derselbe Autor, die Möglichkeit einer Unterteilung des Risikos einer Aktie in das systematische und unsystematische Risiko. Während das unsystematische Risiko mittels Hinzufügen von weiteren Aktien wegdiversifiziert werden kann, wird der unsystematische Teil als nicht diversifizierbar bezeichnet.

Basierend auf den Annahmen von Markowitz konnte Tobin (1958) den „Efficient frontier“ ableiten. Die Kurve, welche sich aus einer beliebigen Anzahl von risikobehafteten Anlagen zusammensetzt, kann vor dem Hintergrund eines Rendite-/Risikozusammenhangs aufgezeichnet werden. Das optimale Portfolio liegt an einem Punkt auf der Kurve, an welchem eine höhere Portfoliorendite lediglich mit einer höheren Portfoliostandardabweichung einhergeht. Darüber hinaus verbindet Tobin das optimale Portfolio mit einer risikolosen Anlage, wobei die so genannte „Capital Market Line“ entsteht. Je nach Risikoaversion bzw. -neigung, kann der Investor seine Gewichtung zwischen der risikolosen und der risikobehafteten Anlage definieren.

2.1.4 Capital Asset Pricing Model

Auf den bisherigen Modellen und getroffenen Annahmen aufbauend konnte Sharpe (1964) die berühmte Konzeption des Capital Asset Pricing Model (CAPM) aufstellen. Seine Überlegung galt in erster Linie der Weiterentwicklung der Capital Market Line. Hierbei stellte William Sharpe die Gleichung auf, wonach die Überrendite (im Vergleich zur Marktrendite) einer risikolosen Anlagen und einer skalierten Marktrendite entspricht. Das sogenannte Beta einer Aktie zeigt die Sensitivität zur Marktrendite auf. Gemäss Sharpe (1964) bildet dieser Beta-Faktor der CAPM-Gleichung das systematische Risiko ab. So wird ein Investor für das Eingehen von systematischem Risiko und nicht dem unsystematischen Risiko entschädigt. Um das Modell des CAPMs gewährleisten zu können, müssen verschiedene Annahmen getroffen werden:

- Perfekter Markt
- Keine Steuern
- Risikoaversion der Marktteilnehmer
- Keine Transaktionssteuern
- Existenz eines Marktportfolios
- Unbeschränkte Annahme von Darlehensgeschäften zum risikolosen Zinssatz

Grafisch gleicht das CAPM stark dem Modell von Tobin. Auf der x-Achse wird jedoch das Beta aufgezeigt. Ein höheres Beta geht mit einem höheren eingegangenen systematischen Risiko einher (Barucci, 2013).

Um das CAPM und deren Existenzberechtigung zu testen, wurden anhand von verschiedenen historischen Datensets überprüft, ob die CAPM-Gleichung die vergangenen, tatsächlich realisierten Renditen abbilden kann. Bei den verwendeten simplen Regressionen wird das Beta der CAPM-Gleichung als Koeffizient betrachtet, der sich signifikant von null unterscheidet und stets positiv sein muss, um das CAPM zu bestätigen. Entsprechende Untersuchungen von Douglas (1969), Miller und Scholdes (1972), Black, Jensen und Scholes (1972) sowie Blume und Friend (1973) konnten jedoch nicht die gewünschten Resultate liefern. Auffallend war, dass der Intercept der Regressionslinie jeweils grösser war als der risikolose Zinssatz und somit ein signifikanter Teil der Aktienrenditen nicht erklärt werden konnte. Auch spätere Analysen von Fama (1992) konnten keine befriedigenderen Ergebnisse liefern. Ausserdem wurden zunehmend die für das CAPM-Konzept notwendigen Annahmen in Frage gestellt, insbesondere wurden das nicht beobachtbare Marktportfolio sowie die nicht existierende risikolose Anlage kritisiert (Pratt und Grabowski, 2010). Um letztere erwähnte Annahme der risikolosen Anlage obsolet zu machen, wurde ein Konzept entwickelt, worin der risikolose Zinssatz aus der CAPM-Gleichung gestrichen wurde (Black, Jensen und Scholes, 1972). Anstelle der nicht-risikobehafteten Anlage wurde eine entsprechende Portfoliorendite gestellt, die so konstruiert wurde, dass es ein Beta von null aufweist. Fabozzi (2009) kommt in seiner Untersuchung zum Schluss, dass das so genannten „zero-beta CAPM“ bessere Resultate als das herkömmliche CAPM lieferten.

2.1.5 *Arbitrage Pricing Theory*

Wie zuvor erwähnt, war Ross (1976) der Begründer der Arbitrage Pricing Theory (APT), was einer Generalisierung des CAPM gleichkommt und sagte aus, dass die Aktienrenditen in effizienten Märkten (ohne Arbitragemöglichkeit) linear von verschiedenen Faktoren abhängen.

Auf gewisse Annahmen, die im Rahmenkonzept des CAPMs kritisiert wurden, wie beispielsweise das Marktportfolio, konnten in der APT verzichtet werden, weshalb hierfür die Messbarkeit der entsprechenden Faktoren belegt werden musste. Die APT eignet sich für die Beurteilung der Performance von Fondsmanagern, indem die Renditen der Anlagefonds auf die Faktoren des APT-Modells regressiert werden, um die Leistung des Fondsmanagers zu beurteilen (Hubermann, Wang,

2005). Weitere Untersuchungen, die sich dieser Thematik widmeten sind von Carhart (1997), Mitchell und Pulvino (2001) sowie von Pastor und Stambaugh (2002) bekannt.

2.2 Anomalien der Markteffizienz

2.2.1 Anomalien der Markteffizienz: Ausgesuchte Hinweise

Trotz einer Vielzahl von Untersuchungen, welche die Effizienzmarkthypothese anhand von Ergebnissen unterstützen, ergaben aktuellere Analysen, dass gewisse Inkonsistenzen vorliegen, die bei der Gültigkeit der Effizienzmarkthypothese nicht auftreten dürften (Blume, 1992). Diese Forschungsarbeiten zeigen auf, dass Aktienrenditen nicht ausschliesslich durch den Marktfaktor erklärt werden können. Aus diesem Grund werden alternative Ansätze herangezogen, welche zusätzliche Faktoren verwenden. Der folgende Abschnitt soll daher einen kurzen, nicht abschliessenden Einblick in verschiedene Studien geben, welche zusätzlichen Faktoren für deren Untersuchungen herangezogen haben.

Einer dieser Faktoren stellt beispielsweise der „Dividend-Yield-Effekt“ dar. Litzenberger und Ramaswamy (1979) zeigen anhand eines Samples amerikanischer Aktien- sowie Dividendenrenditen zwischen 1936 und 1977 auf, dass zwischen den beiden erwähnten Renditen ein Zusammenhang besteht. Das Faktorbeta wird in der Regel als positiven sowie signifikanten Wert ausgewiesen. Gemäss den Autoren liefern Aktien mit einer hohen Dividendenrendite gegenüber Unternehmen mit einer mittleren oder kleinen Rendite eine Outperformance. In einer später verfassten Studie werden diese Ergebnisse von denselben Autoren (1982) bestätigt.

Ein weiterer Faktor, welcher einen Erklärungsgehalt für die Variation von Aktienrenditen liefern soll, ist der Size-Faktor. Dieser wurde anhand der Marktkapitalisierung von Unternehmen untersucht (Banz, 1981). Über einen Zeitraum von 39 Jahren (1936 bis 1975) konnte derselbe Autor nachweisen, dass kleinere Unternehmen, die an der NYSE gelistet waren, gegenüber Titeln mit einer hohen Marktkapitalisierung eine Überrendite erzielten. Daraus schliesst Banz, dass das CAPM alleine nicht hält. Eine Analyse der Einteilung in kleinere Zeitabstände (10 Jahre) belegt jedoch ein nicht stabiler Size-Effekt, da die kleinerkapitalisierten Unternehmen nicht konsistent höhere Renditen aufzeigten.

Indem Aktien mit einer hohen Book-to-market ratio (Btm) gekauft bzw. Titel mit einer tiefen Btm verkauft wurden, zeigten Rosenberg, Reid und Lanstein (1985) anhand von Aktien, welche an der NYSE gelistet waren, den Value-Effekt auf. Basierend auf dem Capital Asset Pricing Model verglichen dieselben Autoren über die Periode 1973 bis 1984 ihre Strategie mit dem S&P500 Index, welcher um die monatliche Treasury-Bill-Rate reduziert wurde. Der Achsenabschnitt war in allen untersuchten Subperioden signifikant und positiv, was daraus schliessen lässt, dass ihre Faktorstrategie eine Überrendite verzeichnete. Eine ähnliche Studie, jedoch auf dem japanischen Aktienmarkt, unterstützt die Analyse von Rosenberg, Reid und Lanstein (1985) (Chan, Hamao und Lakonishok,

1990). Jedoch ordnen sie die Titel ihres Datasets nach deren Btm auf dem 10%- sowie auf dem 90%- Perzentil und stellen dabei einen Renditeunterschied von 0.44% fest.

Basu (1983) rückt den Zusammenhang von Aktienrenditen und der Price-to-Earnings-Ratio (P/E) in den Vordergrund. In ihrer Analyse zeigt die Autorin auf, dass Titel der NYSE mit einer tiefen P/E Ratio im Vergleich zu Aktien mit einer hohen P/E Ratio generell eine bessere Performance zeigen. Der Untersuchungszeitraum lag zwischen den Jahren 1963 bis 1980.

Um den Momentum-Effekt untersuchen zu können, wählten Jegadeesh und Titman (1993) eine Strategie aus, die amerikanische Aktien, basierend auf deren über die letzten sechs Monate erzielten Renditen, in Perzentile einteilt. Titel mit Renditen, welche dem obersten Perzentil zugeteilt werden konnten, wurden gekauft, Aktien im untersten Perzentil verkauft. Diese Strategie erzielte zwischen 1965 und 1989 eine jährliche Rendite von über 12%. Dieselben Autoren weisen darauf hin, dass es ein genaueres Modell für die Erklärung des Investorenverhaltens bräuchte, treffen jedoch Annahmen, weshalb Gewinner-Aktien der Vergangenheit auch zukünftig besser abschneiden. Beispielsweise nennen sie, dass Investoren positive Nachrichten übergewichten und diese länger im Gedächtnis bleiben würden als negative Neuigkeiten.

In der modernen Finanzmarkttheorie wurde der Risiko-Rendite-Zusammenhang anhand verschiedener Ansätze damit begründet, dass ein höheres Risiko mit einer grösseren Rendite belohnt wird. Haugen und Heins (1972) attestieren, diese theoretischen Argumente seien unrealistisch und lediglich aufgrund deren intuitiv nachvollziehbaren Erscheinung akzeptiert. In ihrer Forschungsarbeit zeigen die Autoren Mängel auf, welche in früheren Thesen zu einem positiven Risiko-Rendite-Zusammenhang führten und bereinigten diese, um die Risiko-Rendite Hypothese neu zu evaluieren. Über einen Zeitraum von 1926 bis 1971 konnten sie aufzeigen, dass Unternehmen mit kleinerer, vergangener Volatilität ihrer Aktienrenditen eine höhere Rendite verzeichneten als Titel mit einer hohen Standardabweichung.

In den nachfolgenden Abschnitten soll auf die eben erwähnten Anomalien anhand der zugänglichen Literatur eingegangen werden.

2.3 Untersuchte Faktoren

Schwert (2003) argumentiert, dass Anomalien nach ihrer Dokumentation durch Forscher und Akademiker oftmals wieder verschwinden, wie dies beispielsweise für den „Small firm in January“-Effekt gilt. Deshalb ist zu untersuchen, ob eine in der Vergangenheit beobachtete Anomalie tatsächlich bestand und in der Zwischenzeit durch Arbitrage behoben oder ob jene durch statistische Fehler beobachtet wurde.

Anhand einer Analyse, wurden die Auswirkungen von zahlreichen Fundamentaldaten auf Aktienkurse untersucht (Ball, 1979). Derselbe Autor kommt zur Konklusion, dass die Effizienzmarkthypothese durch die beobachteten Preisanomalien nicht verletzt wurde. Er deutet viel mehr auf ein

nicht genügend spezifiziertes Kapitalmarktmodell hin. Im Hinblick auf bestimmte Risiken sei das CAPM nicht fähig, diese adäquat abzubilden.

Um allfällige Anomalien optimal testen zu können, sind deshalb Analysen verschiedener Subperioden notwendig (Schwert, 2003). In seiner Studie ging Schwert nach diesem Vorgehen vor. Nachfolgend wird auf die Ausführungen Schwerts hinsichtlich der Faktoren Size, Value und Momentum eingegangen. Ausserdem wird die Volatilitätsanomalie beschrieben, worauf in diesem Kapitel etwas ausführlicher eingegangen wird, da sie in den untersuchten Mehrfaktormodellen nicht vorkommt.

- Size-Effekt

Schwert verwendete für die Analyse des Size-Faktors eine ähnliche Methodologie wie Banz (1981). Hierbei zeigt derselbe Autor auf, dass der Size-Effekt in allen Subperioden nach 1982 deutlich geringer und in den meisten Fällen insignifikant ausfällt als im Zeitraum zwischen 1926 und 1982. Für die Erklärung des Size-Effekts bestehen verschiedene Möglichkeiten, welche mit der Effizienzmarkthypothese einhergehen. Einerseits wird argumentiert, dass Unternehmen mit einer geringen Marktkapitalisierung weniger durch Analysten abgedeckt werden (Zhang, 2006), andererseits kann die kleinere Liquidität solcher Titel darauf zurückgeführt werden (Liu, 2006). Chan und Chen (1991) interpretieren die Size-Prämie so, dass jene aufgrund der höheren Ausfallrate zustande kommt.

- Value-Effekt

Für die Untersuchung des Value-Effekts geht Schwert (2003) auf das Vorgehen von Fama und French (1998) ein, welche aussagen, dass sich Value Aktien anhand einer hohen Btm erkennen lassen. Fama und French (1998) untersuchen den Value-Effekt anhand eines Datensets, welches 13 Länder über einen Zeitraum von 1975 bis 1995 umfasst. Schwert kommt zur Konklusion, dass sich der Value-Effekt insbesondere in Datensätzen vor der Veröffentlichung des Papers „Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds“, welches von Fama und French im Jahre 1993 verfasst wurde, beobachten lassen. Zudem wird auf die Arbeit von Fama und French (1996) verwiesen, in welcher die beiden Autoren den P/E-Effekt betrachteten. Hierbei wurde das von ihnen entwickelte Dreifaktorenmodell angewandt. Obwohl dabei die Unternehmensgewinne nicht explizit in die Modellgleichung aufgenommen wurden, konnte basierend auf Portfoliosortierungen (nach Unternehmensgewinnen) dennoch nachgewiesen werden, dass zwischen 1963 bis 1993 für amerikanische Unternehmen kein Zusammenhang mit der jeweiligen Aktienrendite besteht.

Eine alternative Analyse für den Value-Effekt stellten Chen und Zhang (1998) an. Sie weisen darauf hin, dass Value-Unternehmen gerechtfertigterweise einen relativ tiefen Preis aufweisen, da sie einen überdurchschnittlich hohen finanziellen Leverage sowie unsichere zukünftige Ertragsaussichten zeigen. Zhang (2005) führte diesen Überlegungen an, dass Value-Titel zudem einen höheren Anteil an unproduktivem Kapital aufweisen. Dies zeige sich insbesondere in Zeiten schlecht laufender

Ökonomie. Die jeweiligen Unternehmen seien wesentlich unflexibler angesichts der Anpassung der Produktivitätskapazitäten als die Growth-Unternehmen. Aus ihrer Sicht kann aus diesen Gründen eine Value-Prämie abgeschöpft werden.

- Momentum-Effekt

Um den Momentum-Effekt nachweisen zu können, verwendete Schwert (2003) denselben Untersuchungszeitraum wie Fama und French (1993). Schwert konnte in seiner Arbeit darlegen, dass der Momentum-Effekt lediglich über den Zeitraum von 1965 bis 1989 besteht, sondern ebenfalls für die Periode 1990 bis 2001. Basierend auf diesen Kenntnissen, kommt er zum Schluss, dass der Momentum-Effekt ebenso in der aktuellen Zeit persistent ist. Er weist jedoch darauf hin, dass es sich bei den Überrenditen von Momentum-Strategien nicht zwingend um Anomalien der Markteffizienz handeln müsse, sondern um bis anhin nicht richtig verstandene Risikoprämien.

- Low Volatilitäts-Effekt

Höhere eingegangene Risiken gehen mit höheren Renditen einher. Diese Annahme hält in der Welt des CAPM, worin die Effizienzmarkttheorie erfüllt ist und die Märkte als informationseffizient betrachtet werden. Diese Annahmen werden jedoch durch zahlreiche Studien widerlegt. Gemäss Haugen und Baker (2012) besteht die Anomalie in allen Aktienmärkten der Welt, dass Aktien mit geringerer Volatilität höhere Renditen liefern. Haugen und Heins (1972) untersuchten diese Anomalie über einen Zeitraum von 1926 bis 1971, indem sie Unzulänglichkeiten des Risiko-Rendite-Zusammenhangs früherer Studien aufdeckten. Beispielsweise wandten Haugen und Heins das Konzept des Survival Bias an und massen deren Einfluss auf die Studien der Verfechter der Effizienzmarkttheorie (Jensen, 1968, Solfosky und Miller, 1969, Sharpe, 1964). Die Hauptaussage ihrer Arbeit war, dass sowohl an den Aktien- als auch Obligationenmärkten ein negatives Rendite-Risiko-Verhältnis herrscht. Diese Resultate wurden in jüngerer Zeit anhand zahlreicher Studien und über beinahe sämtliche Aktienmärkte bestätigt. Jagannathan und Ma (2003) vergleichen ein Minimum Varianz Portfolio (MVP) mit einer nach Marktkapitalisierung gewichteten Benchmark und zeigen auf, dass das MVP höhere Renditen bei kleinerer Volatilität liefert. Blitz und van Vliet (2007) präsentieren in ihrer Arbeit Resultate, welche diese Annahmen bestätigen. Sie zeigen auf, dass der Renditeunterschied zwischen dem low- sowie high-volatility-Perzentil über einen Zeitraum von 1986 bis 2006 auf annualisierter Basis 12% beträgt. Anhand von Cross-Section Daten konnten Ang, Hodrick, Xing und Zhang (2006) nachweisen, dass Aktien mit hoher Volatilität schlechtere Renditen abwarfen. In einer weiteren Untersuchung weisen dieselben Autoren über einen Zeitraum von 1980 bis 2003 und in 23 Ländern nach der Sortierung nach Grösse- und Value-Faktoren nach, dass Aktien mit einer hohen, vergangenen, idiosynkratischen Volatilität eine tiefere, zukünftige Performance aufweisen (Ang, Hodrick, Xing und Zhang, 2009). Des Weiteren unterstützen Leote de Carvalho, Xiao und Moulon (2011) die Resultate von Jagannathan und Ma (2003), indem sie anhand einer Untersuchung

von verschiedenen alternativen Aktienstrategien nachweisen, dass das MVP die höchste Sharpe Ratio aufweist.

2.4 Timing-Ansätze

Verschiedenste Forschungsarbeiten haben dazu beigetragen, dass heute ein Konsensus über ein gewisses Mass an Vorhersehbarkeit von Renditen unterschiedlicher Asset-Klassen herrscht (Amenc, El Bied und Martinelli, 2002). Zu den Pionieren, welche insbesondere die US Märkte untersuchten, zählen Keim und Stambaugh (1986), Ferson und Harvey (1991), Campbell (1987), Campbell und Shiller (1988) sowie Fama und French (1989). Hierzu lässt sich auch Sharpe (1975) zuteilen, welcher in seiner Arbeit als Erster das Market-Timing Potential dokumentierte, indem er über die Zeitspanne von 1926 bis 1972 ein Portfolio konstruierte, welches zwischen Aktien und einer entsprechenden Cash-Komponente wechselte. Er kam jedoch zum Schluss, dass es nicht möglich sei, eine annualisierte Rendite von über vier Prozent über einen längeren Investitionshorizont zu erzielen. Obwohl es möglich ist, Marktveränderungen mit einer Genauigkeit von 70% bestimmen zu können, gelang es ihm nicht, eine konstruierte Buy-and-Hold Strategie zu schlagen (Sharpe, 1975). Jeffrey (1984) verwendete dieselben Rahmenbedingungen und zweifelte an den Resultaten früherer Studien. Chua, Desoer und Kuh (1987) widmeten ihre Untersuchungen ebenfalls der von Sharpe analysierten Thematik und konkludierten, dass für eine erfolgreiche Market-Timing Strategie eine hohe Genauigkeit der Schätzung notwendig sei. Eine weitere Studie befasste sich mit einer Portfoliostrategie über die Zeitperiode 1934 bis 1988, welche zwischen kleinkapitalisierten Unternehmen und einer Cash-Komponente wechselte (Kester, 1990). Kester konnte aufzeigen, dass kleinere Unternehmen ein höheres Renditepotential liefern als grosskapitalisierte Titel. Seine Resultate zeigten jedoch zudem, dass die Vorhersagekraft für ein erfolgreiches Market-Timing trotz Einbezug von weniger restriktiven und realistischen Annahmen bezüglich Transaktionskosten sowie der Portfoliokonstruktion geringer sei, als dies in früheren Studien ausgewiesen wurde. Coggin (1998) führte den Random-Walk-Test sowie die „Long-term“-Hypothese für eine Vielzahl von Style-Indizes auf dem amerikanischen Aktienmarkt durch. Er schliesst aus seinen Untersuchungen, dass es nicht möglich sei, die untersuchten Style-Indizes anhand deren vergangenen Renditezeitreihen vorherzusagen. Vielmehr sollten hierzu Indikatoren wie Zinssätze oder Konjunkturdaten verwendet werden.

Zahlreiche Studien haben versucht, den Zusammenhang zwischen Aktienfaktoren und makroökonomischen Variablen zu erarbeiten. Fama und French (1993) dienten die Faktoren Value (Btm) sowie Size (Marktkapitalisierung) als Proxy, um Aussagen über die Aktienmärkte treffen zu können. In einer etwas später verfassten Arbeit wurde festgehalten, dass Grösse sowie Book-to-market vom monetären Umfeld abhängt (Jensen, Johnson und Mercer, 1998). Sorensen und Lazzara (1995) konnten eine positive Verbindung zwischen dem Wachstum in der Industrieproduktion und dem Zinssatz sowie dem Value/Growth Spread erarbeiten. In einer weiteren Untersuchung konnte ein positiver Zusammenhang zwischen kleinkapitalisierten Titeln und der Inflation festgehalten werden.

(Anderson, 1997). Derselbe Autor hielt zudem fest, dass die Zinskurve positiv mit der Rendite von klein- über grosskapitalisierten Unternehmen zusammenhängt. Ragsdale, Rao und Fochtman (1993) argumentierten, dass zukünftige Erträge einen adäquaten Schätzer für die Performance von kleineren Unternehmen (relativ zu grosskapitalisierten Aktien) darstellen. Dies gilt insbesondere für Firmen, welche in grösserem Umfang in ausländischen Märkten exponiert sind. Diese in der Regel grösseren Unternehmen sind in Zeiten volatiler Devisenmärkte benachteiligt. Ein weiterer Einflussfaktor ist das „Equity Risk Premium“, welches in der Forschungsarbeit von Macedo (1995) in den Vordergrund gerückt wird. Gemäss Macedo indiziert ein hohes Equity Risk Premium eine Favorisierung für riskante Aktien. Value-Titel neigen dazu, riskantere Investments darzustellen und tendieren in Zeiten mit höheren Equity Risk Premiums dazu, eine bessere Performance zu verzeichnen.

In der jüngeren Vergangenheit konzentrierten sich die Forschungsarbeiten weniger auf das Timing von Asset-Klassen, sondern auf die zeitliche Koordination verschiedener Aktienfaktoren. Levi und Liodakis (1999) analysieren in ihrer Arbeit „The Profitability of Style Rotation Strategies in the United Kingdom“ die Profitabilität einer Strategie, welche zwischen den Faktoren Value und Growth sowie Small und Large Cap umschichtet. Das Dataset umfasst 3968 Titel, die mindestens zu einem Zeitpunkt zwischen 1968 bis 1997 gelistet waren. Im ersten Teil ihrer Arbeit gehen sie einerseits von einer perfekten und andererseits einer mittleren Vorhersagefähigkeit aus. Mittels einer Monte Carlo Simulation schätzen sie die durchschnittliche Performance (nach Transaktionskosten) dieser Strategien. In der zweiten Hälfte ihrer Untersuchung testeten dieselben Autoren ein „style rotating model“, welches basierend auf makroökonomischen Faktoren die Entwicklung der Spreads (Value vs. Growth und Small- vs. Large Cap) voraussagen soll. Als makroökonomische Variablen dienten ihnen Inflation, Term Structure (yield spread), jährliche Veränderung des Indikators für ökonomische Aktivität, Veränderung der dreimonatigen T-Bill-Rate, Dividendenrendite, Equity Risk Premium sowie die monatliche Veränderung des Devisenkurses GBPUSD. Ihr out-of-sample Test lieferte starke Evidenz für die Existenz des Size-Faktors, jedoch nicht für die ebenso untersuchte Value-Prämie. In einer weiteren Studie von Copeland und Copeland (1999) wurde eine Handelsstrategie basierend auf den täglichen Veränderungen der implizierten Volatilität von Optionen auf Aktien (VIX Index) konstruiert, um zwischen den Aktien-Styles Value und Growth systematisch zu wechseln.

2.5 Faktormodelle

In Sektion 2.3 wurden die für die vorliegende Arbeit relevanten Faktoren separat betrachtet. Die folgenden Abschnitte dienen dazu, die untersuchten Faktoren anhand verschiedener Multifaktormodelle zu betrachten und auf die bisherigen Forschungsarbeiten kurz einzugehen. Es wird jedoch gezielt darauf verzichtet, sämtliche Studien zu präsentieren, da dies den Aufwand deutlich sprengen würde.

2.5.1 Fama-French-Dreifaktormodell (FF3F)

Auf den Annahmen des CAPM sowie der APT haben Fama und French (1993) das Dreifaktormodell entwickelt. Anhand von Schnittmengenzeitreihen gelang es beiden Autoren zu belegen, dass Faktoren existieren, welche zusammen einen höheren Erklärungsgehalt als der im Capital Asset Pricing Model beinhaltete Marktfaktor aufweisen. Als zusätzliche Faktoren werden sowohl das Kurs-Buchwert-Verhältnis als auch die Grösse der Firma hinzugezogen. In der Literatur wird jedoch von der Inverse des Kurs-Buchwert-Verhältnisses, der „Book-to-Market-Ratio“ (Btm) ausgegangen, weshalb dies für die vorliegende Arbeit ebenfalls verwendet wird. Der erste Faktor des Fama-French-Dreifaktormodells stellt, wie bereits im CAPM, die Abhängigkeit des jeweiligen Titels zum Marktportfolio dar. Der zweite Faktor umschreibt den Faktor Grösse (SMB = Small Market Capitalization Minus Big Market Capitalization) und bezeichnet die Überrendite der Unternehmen mit einer kleinen Marktkapitalisierung über den grosskapitalisierten Firmen. Der dritte Faktor stellt die Value-Komponente dar und wird als HML bezeichnet (High Book-to-Market Ratio Minus Low Book-to-Market-Ratio) und steht für die Überrendite der Unternehmen mit einer hohen Btm über Titeln mit einer kleinen Btm. Das Book-to-Market Verhältnis wird anhand der Division des Wertes des Eigenkapitals durch die entsprechende Marktkapitalisierung derselben Unternehmung berechnet.

Anhand ihrer Untersuchungen konnten Fama und French (1993) eine negative Beziehung zwischen der Grösse der Unternehmen und überdurchschnittlichen Renditen von Aktien der NYSE, Amex und NASDAQ über den Zeitraum zwischen 1963 und 1990 nachweisen (Size-Effekt). Ausserdem gelang es ihnen, den Value-Effekt zu belegen. Dies, da Unternehmen mit einer hohen Btm in der Regel höhere Renditen erwirtschafteten. Um zu diesen Ergebnissen zu gelangen haben dieselben Autoren jeweils eine jährliche Sortierung des Universums vorgenommen und dabei die entsprechenden Unternehmen nach der Marktkapitalisierung sowie Btm neu eingeordnet und die Faktoren SMB und HML basierend auf diesen Angaben berechnet. Daraufhin wurden die Renditezeitreihen verschiedener konstruierter Portfolios auf die erstellten Faktoren regressiert. In Kapitel 3 der vorliegenden Arbeit wird eine detaillierte Anwendung des Fama-French-Dreifaktorenmodells sowie deren Regressionsgleichung präsentiert.

2.5.2 Carhart-Vierfaktormodell (C4F)

Carhart (1997) entwickelte basierend auf den Arbeiten von Fama und French (1993) sowie Jegadeesh und Titman (1993) das Vierfaktormodell, indem er das Dreifaktormodell um eine weitere Komponente ergänzte. Jegadeesh und Titman konnten anhand ihrer Studie aufzeigen, dass Unternehmen existieren, die kontinuierlich gute bzw. schlechte Renditen verzeichnen. Dieser Effekt wird mit Momentum bezeichnet (Bodie et al., 2014). Carhart erweiterte das in zuvor aufgeführten Unterkapitel beschriebene Dreifaktormodell um den Momentum-Faktor. In der Literatur ist dieser Effekt unter WML (Winners Minus Losers) bekannt. Dieser Faktor wird berechnet, indem die Portfoliorendite,

bestehend aus Titeln des unteren Perzentils (Loser) von der Portfoliorendite des oberen Perzentils (Winner), abgezogen wird.

Für seine Forschungsarbeit dienten Carhart (1997) Renditen von amerikanischen Anlagefonds über eine Periode von 1963 bis 1993 und führte eine jährliche Einteilung basierend auf deren erzielten Jahresperformance durch. Die vom selben Autor entwickelte Strategie, welche Titel im obersten Dezil kauft und Anlagefonds aus dem untersten Dezil verkauft, hätte eine annualisierte Rendite von 8% erzielt, wovon ein grosser Anteil dem Momentum-Effekt gutgeschrieben werden konnte. In Kapitel drei wird anschliessend das genauere Vorgehen für die Konstruktion der Faktoren sowie die Regressionsgleichung präsentiert.

2.6 Resultate aus verschiedenen Ländern und Zeiträumen

Folgendes Kapitel dient dazu, eine nicht abschliessende Übersicht zu den Resultaten der oben beschriebenen Faktormodelle vorzulegen. Falls nicht spezifisch darauf eingegangen wird, wurde jeweils das methodische Vorgehen der Autoren Fama und French (1993) sowie Carhart (1997) angewandt.

2.6.1 Fama-French-Dreifaktormodell

Da diese Thematik ein beliebter Untersuchungsgegenstand darstellt und deshalb zahlreiche Studien hierzu vorhanden sind, wird aus Gründen der Übersichtlichkeit in den folgenden Abschnitten lediglich auf die relevanten Forschungsarbeiten eingegangen.

Um die Erklärungskraft des FF3F einzuschätzen zu können, liegt ein Vergleich mit dem CAPM nahe. Für eine solche Untersuchung verwendete Ajili (2003) monatliche Aktienrenditen über den Zeitraum von 1976 bis 2001 von 274 Unternehmen, welche an den französischen Börsen gelistet sind. Der Vergleich der beiden Modelle, CAPM und FF3F, zeigt, dass sich das von Fama und French entwickelte Dreifaktorenmodell über den gesamten Untersuchungszeitraum als geeigneter erwies, angesichts dessen Erklärungsgehalt der Variation von Aktienrenditen, als das Capital Asset Pricing Model. Für die Analyse dieser Resultate wurde das adjustierte Bestimmtheitsmass (R^2) herangezogen. Während das CAPM einen durchschnittlichen Erklärungsgehalt von 71.4% erzielte, wies das FF3F einen Wert von 90.5% auf. Ausserdem waren beim FF3F alle untersuchten Faktoren signifikant. Ebenso zeigte Ajili (2003) auf, dass die HML-Koeffizienten von der Btm der Aktien der jeweiligen Portfolios abhängen. Sowohl für Portfolios mit klein- als auch grosskapitalisierten Unternehmen waren die HML-Koeffizienten für Portfolios mit den tiefsten Btm zuerst negativ, dann ansteigend und in den positiven Bereich fallend, je höher die Btm der Portfolios wurden.

Eine ähnliche Untersuchung machten auch Charitou und Constantinidis (2003), welche ebenfalls den Unterschied der Aussagekraft sowohl vom CAPM als auch des FF3F untersuchten. Dabei verwendeten die Autoren ein Dataset, das 2771 japanische Unternehmen für die Periode 1991 bis 2001

enthält. Obwohl der Marktfaktor den grössten Erklärungsgehalt aufwies, zeigten ihre Analysen klar auf, dass das FF3F die Aktienrenditen besser begründen kann als das CAPM.

Eine weitere Studie, welche den gleichen Sachverhalt untersucht, wurde von Bhatnagar und Ramolgan (2012) verfasst. Allerdings analysieren beide Autoren den Vergleich des CAPM sowie FF3F anhand des britischen Aktienmarkts und über den Zeitraum von 2001 bis 2007. In ihren Resultaten zeigen sie auf, dass das FF3F wie in den vorherig erwähnten Studien, ein höheres Bestimmtheitsmass aufweisen. Sie legen jedoch ebenfalls dar, dass der Size-Effekt nicht bestätigt wurde. Hingegen offenbarten Titel mit hohen Btm im Vergleich zu Aktien mit tiefen Btm, höhere Renditen zu erzielen, was den Value-Effekt bekräftigt.

Trotz des besseren Erklärungsgehaltes der Aktienrenditen des FF3F, welche in den oben aufgeführten Forschungsarbeiten nachgewiesen wurde, gibt es ebenso Analysen, die diesen Ergebnissen widersprechen. Obwohl das Dreifaktormodell von Fama und French höhere R^2 zeigten als das CAPM, waren die Werte von Bartholdy und Peare (2005), welche sowohl das CAPM als auch FF3F anhand amerikanischer Aktienrenditen und über die Periode von 1970 bis 1996 testeten, nur marginal unterschiedlich. Während das FF3F die Aktienrenditen durchschnittlich zu 5% erklären konnte, waren es beim CAPM lediglich 3%. Gemäss ihrer Meinung seien beide Modelle für die Erklärung von Aktienrenditen nicht geeignet.

Zu einer ähnlichen Konklusion kommen auch Daniel und Titman (1997). Sie zeigen anhand ihrer Untersuchungen auf, dass die Faktoren Size, Value und Markt nicht effizient seien. Basierend auf einem Sample, welches amerikanische Aktien zwischen den Jahren 1963 und 1993 abdeckt, belegen sie, dass gewisse Charakteristiken der analysierten Unternehmen, und nicht die Kovarianzstruktur deren Renditen, die Variation der Aktienperformance erklärt. Gemäss ihren Resultaten könne es vorkommen, dass sich gewisse kleine Firmen, sich wie Unternehmen in einer finanziellen Notlage verhalten und auf diese Weise einen Size-Effekt generieren, obwohl sie selbst nicht notleidend seien. Solche Fälle dürfen nicht als Erklärung für einen allfälligen Size-Effekt herangezogen werden.

Neben dem Vergleich der Modelle CAPM sowie FF3F, richtete ebenfalls eine Vielzahl von Forschungsarbeiten ihren Fokus auf die Signifikanz der Faktor-Koeffizienten des FF3F.

Beispielsweise untersuchten Fama und French (1996) ihr eigenes Modell anhand von amerikanischen Unternehmen zwischen 1963 und 1993. Hierbei wandten sie jedoch unterschiedliche Daten für die Sortierung der Portfolios an. Die verwendeten Variablen umfassten die Cash-Flow-to-Price-Ratio sowie Earnings-to-Price-Ratio. Ihre Untersuchung zeigte für die analysierten Variablen jedoch keine gewünschten Effekte.

Ebenso hat Lewellen (1989) das FF3F basierend auf dem amerikanischen Aktienmarkt über die Periode von 1964 bis 1994 analysiert und 13 verschiedene Faktoren separat angewandt. Er kommt zum Schluss, dass das FF3F durchaus im Stande ist, Aktienmarktrenditen zu erklären, aufgrund der

Signifikanz der untersuchten Koeffizienten. Zudem bestätigt er, dass der HML-Faktor als Proxy für ein bestimmtes Risiko herangezogen werden kann.

Eine weitere Studie befasste sich mit der Analyse von 15 europäischen Ländern zwischen den Jahren 1973 bis 2000 (Annaert, Crombez, Spinel und Van Holle, 2002). Ihre Ergebnisse zeigen jeweils einen signifikanten SMB-Koeffizienten. Dem Faktor Size konnten durchschnittlich 1.45% pro Monat nachgewiesen werden. Allerdings nur, sofern die Aktien auf einer gesamteuropäischen Ebene betrachtet wurden. Der HML-Faktor war weder für die gesamteuropäische noch länderspezifische Betrachtung signifikant. Eine entsprechende Value-Strategie wäre für den untersuchten Zeitraum gemäss den Autoren nicht profitabel gewesen, was den Ergebnissen aus verschiedenen Studien widersprechen würde.

2.6.2 Carhart-Vierfaktormodell

Deutlich weniger Studien als für das FF3F wurden für das Carhart-Vierfaktormodell verfasst. Dennoch wird in den meisten Forschungsarbeiten ebenfalls ein Vergleich zum CAPM angestellt, was auch beinahe der zweiten Forschungsfrage der vorliegenden Arbeit entspricht, da dem Carhart-Vierfaktormodell lediglich ein zusätzlicher Faktor hinzugefügt wurde (Low Volatilität).

In der Arbeit von Nartea, Ward und Djajadikerta (2009) diente der neuseeländische Aktienmarkt über die Jahre 1995 bis 2004 als Untersuchungsgegenstand. Hierbei konnten sie nachweisen, dass die Koeffizienten der Faktoren HML und WML, nicht jedoch SMB, signifikant waren. Der Modellvergleich zwischen dem C4F sowie dem CAPM zeigte, dass ersteres Modell eine höhere Aussagekraft für die Erklärung der Aktienrenditen lieferte.

Anhand eines Datasets des britischen Aktienmarkts zwischen 1980 und 2010 sowie einer Untersuchung von verschiedenen Varianten des C4F- sowie FF3F-Modells, wurde festgehalten, dass der Unterschied des Bestimmtheitsmasses der beiden Modelle beinahe identisch war (Gregory, Tharyan und Christidis, 2011). Ausserdem konnte bei sämtlichen Regressionen einen signifikanten Achsenabschnitt nachgewiesen werden, was darauf hindeutet, dass beide Untersuchungsgegenstände nicht in der Lage sind, die Aktienrenditenvariation vollständig zu erklären. Nwani (2015) widmete seine Untersuchungen ebenfalls dem britischen Aktienmarkt. Er kommt zum Schluss, dass das Carhart-Vierfaktormodell über den gesamten Untersuchungszeitraum (1966 bis 2013) lediglich einen signifikanten Momentum-Effekt bei grosskapitalisierten Unternehmen aufwies.

Eine beinahe identische Periode (1966 bis 2011) des deutschen Aktienmarkts untersuchten Hanauer, Kaserer und Steffen (2011). In ihrer Studie analysierten sie einen Vergleich des C4F und des CAPMs. Obwohl das C4F deutliche bessere Werte erzielte als das CAPM, sei es dennoch nur gering besser als das FF3F.

Fama und French (2012) untersuchten das C4F anhand von Aktienmarktrenditen von 23 entwickelten Ländern (1989 bis 2011). In sämtlichen untersuchten Regionen konnte ein signifikanter Value-

Effekt nachgewiesen werden. Überdies stellten die beiden Autoren einen ausgeprägten Momentum-Effekt, mit Ausnahme von Japan, fest. Dieser Effekt war, ausser bei Japan, bei grosskapitalisierten Unternehmen jeweils stärker ersichtlich als bei Aktien mit einer kleinen Marktkapitalisierung. Würde nicht ein spezifischer Fokus auf bestimmte Regionen gelegt, sondern eine globale Betrachtung bevorzugt werden, sei das C4F in der Lage, Aktienmarktrenditen besser erklären zu können, als das CAPM und FF3F.

Wird hingegen die Signifikanz der einzelnen Faktoren des C4F in den Vordergrund gerückt, kann die Arbeit von Cakici und Tan (2012) betrachtet werden. In ihrer Arbeit wenden sie das C4F auf 18 Wachstumsmärkte in den Regionen Asien, Lateinamerika und Osteuropa (1990 bis 2011) an. Ihre Resultate zeigen einen signifikanten Value-Effekt in allen untersuchten Regionen, wobei der Size-Faktor jedoch nicht bestätigt werden konnte. Zudem zeigten ihre Untersuchungen, ausser für Osteuropa, einen signifikanten Momentum-Effekt. Bei letztgenanntem Faktor konnten die Autoren eine Abnahme des Effekts bei abnehmender Börsenkapitalisierung feststellen.

In der vorliegenden Arbeit wurde das C4F herangezogen, um das Fünffaktor-Modell entwickeln zu können und auf den amerikanischen Aktienmarkt mit dem Marktportfolio S&P500 Index anzuwenden. Carhart (1997) verwendete für das Marktportfolio ein Konstrukt aus Titeln, welche an den Börsen NYSE, Amex und NASDAQ gehandelt werden an.

Ebenfalls den S&P500 Index als Markt-Proxy wandten Urbán und Ormos (2012) an. In ihrer Forschungsarbeit untersuchten sie die Renditen der Unternehmen, welche im S&P500 Index zwischen 1975 und 1999 enthalten waren. Hierbei bildeten sie gleichgewichtete Portfolios, was ebenso dem Vorgehen von Carhart (1997) sowie der vorliegenden Arbeit entspricht. In ihren Resultaten zeigen sie, dass sämtliche Faktoren über unterschiedliche Perioden signifikant waren und bescheinigen dem C4F eine höhere Aussagekraft als dem herkömmlichen CAPM.

Auch Beach (2013) verwendete für seine Untersuchungen von Anlagefonds des amerikanischen Marktes (2010 bis 2011) den S&P500 Index als Marktportfolio. Aus seinen Resultaten lässt sich ein deutlicher Momentum-Effekt festhalten. Die Faktoren Value und Size liessen sich hingegen nicht bestätigen. In seinen Schlussfolgerungen schlägt er den Anlageberatern und Fondsmanagern deshalb vor, den Momentum-Effekt explizit zu berücksichtigen. Der WML-Faktor war über den genannten Untersuchungszeitraum negativ. Gemäss dem Autor kann der Momentum-Koeffizient sein Vorzeichen kurzfristig ändern, wodurch diese Strategie gewisse Risiken birgt.

2.7 Zusammenfassung der Literaturübersicht

Das Streben nach der Erklärung von Aktienrenditen ist seit langer Zeit ein beliebter Gegenstand in zahlreichen Forschungsarbeiten. Erste Untersuchungen gehen davon aus, dass sich Aktienrenditen

anhand eines Random-Walk-Prozesses erklären lassen. Basierend auf nachgewiesenen seriellen Autokorrelationen der Renditen wurde diese Theorie jedoch oft kritisiert. Trotz der verschiedenen kritischen Stimmen diente der Random-Walk-Prozess als Ausgangspunkt für die Erarbeitung der Effizienzmarkthypothese (EMH) (Samuelson, 1965, Fama, 1970). Gemäss dieser Hypothese sind Aktienmärkte informationseffizient. Die Preise an den Aktienmärkten widerspiegeln den Wert der Aktie, allfällige Über- oder Unterbewertungen würden durch Arbitrage sofort bereinigt werden. Markowitz (1952) fasste die Effizienzannahme auf und lieferte basierend auf dieser Annahme einen grundlegenden Beitrag zur modernen Portfoliotheorie. Derselbe Autor befasste sich mit dem Begriff „Risiko“, wobei dieses anhand der Standardabweichung gemessen werden kann. In seiner Arbeit legt er dar, dass das Risiko nicht nur auf Einzeltitel, sondern in einem Portfoliokontext betrachtet werden kann. Mittels Hinzufügen zusätzlicher Titel kann so firmenspezifisches Risiko weitgehend eliminiert werden.

Die Einführung des CAPM sollte die Kapitalmarkttheorie ebenfalls grundlegend verändern (Sharpe, 1964, Lintner, 1965, Mossin, 1966). Basierend auf der Annahme der Markteffizienz sowie auf der Arbeit von Markowitz erstellten die Autoren ein Modell, welches Aktienrenditen anhand eines risikolosen Zinssatzes zuzüglich eines unternehmensspezifischen Beta-Koeffizienten (Marktrendite abzüglich des risikolosen Zinssatzes) abbildet. Durch die grosse Anzahl von Annahmen, die im Konzept des CAPMs getroffen werden müssen, war dieses Modell häufiger Gegenstand von Kritik. Aufgrund dessen wurde für die Erklärung von Aktienrenditen nach alternativen Ansätzen gesucht (Arbitrage Pricing Theory von Ross (1976)).

Mit fortgeschrittener Zeit wurden zunehmend gewisse Anomalien an den Aktienmärkten festgehalten. Diese Anomalien stehen im Widerspruch zu der oben erwähnten EMH. In verschiedenen Forschungsarbeiten wurden unter anderem auf den Value-, Size-, Momentum- und den Dividend-Yield-Effekt eingegangen. Jedoch konnte nicht zweifellos bewiesen werden, ob diese Faktoren tatsächlich bestehen und wie diese zu interpretieren sind.

Vertreter der klassischen Kapitalmarkttheorie vertreten die Meinung, dass diese Preisanomalien als Entschädigung für gewisse eingegangene Risiken zu verstehen sind. Vor dem Hintergrund dieser Erkenntnisse entwickelten sie verschiedene Konzepte, um diese Risiken bestmöglich abbilden zu können. Zu den bedeutendsten Modellen zählt das von Fama und French (1993) entwickelte Dreifaktorenmodell sowie das Vierfaktormodell von Carhart (1997).

Trotz zahlreicher Studien, welche das FF3F anhand diverser Studien untersuchten und dem Modell einen besseren Erklärungsgehalt als dem CAPM bescheinigen, gibt es ebenso kritische Stimmen. Diese behaupten, dass die Variation der Aktienmarktrenditen nicht durch die Kovarianzstruktur der Aktienrenditen, sondern vielmehr durch deren jeweilige Charakteristiken bestimmt werden. Gewisse kritische Studien auf dem amerikanischen Aktienmarkt wiesen ein tiefes Bestimmtheitsmass

der Variation der Aktienrenditen auf. Diese Untersuchungsergebnisse sind trotz allem deutlich in der Minderheit. Forschungsarbeiten, die sich auf die Signifikanz der einzelnen Faktor-Koeffizienten fokussieren, liefern durchmischte Resultate. Während der Size-Faktor im FF3F in den meisten Fällen signifikant ist, kann dies von Value-Koeffizienten nicht behauptet werden. In den meisten Fällen liefert der bereits im CAPM untersuchte Marktfaktor den grössten Erklärungsgehalt.

Anhand einer Analyse des C4F, basierend auf Aktienrenditen verschiedener Länder, wird dieses Modell als adäquat bezeichnet, um die Variation von Aktienmarktrenditen zu erklären (Fama und French, 2012). Diese sowie weitere Studien kommen zum Schluss, dass das C4F gegenüber dem CAPM und FF3F zu bevorzugen sei. Trotz dieser Annahme, wird in zahlreichen Forschungsarbeiten festgehalten, dass der Size-Faktor im C4F-Konzept nicht signifikant ist. Zudem zeigen diese Analysen, dass das von Carhart (1997) entwickelte Vierfaktormodell nur einen geringfügig höheren Erklärungsgehalt liefert als das FF3F. Mangels geeigneter Alternativen ist das C4F in Fachkreisen jedoch grundsätzlich anerkannt.

3 Methodisches Vorgehen

Die Bildung der Faktoren Size, Value und Momentum wurde für die vorliegende Arbeit von Fama und French (1993) sowie von Carhart (1997) übernommen. Ausserdem befasst sich die Studie von Rehnby (2016) mit dieser Thematik und wird aufgrund der sehr leserfreundlichen Gestaltung ebenfalls berücksichtigt. Falls die verwendete Methodologie von den Quellen abweicht, wird dies in den jeweiligen Stellen erwähnt. In zwei Punkten unterscheidet sich die vorliegende Arbeit generell vom Vorgehen Rehnby's (2016). Einerseits werden Tages- anstelle von Monatsrenditen verwendet, andererseits findet eine vierteljährliche und nicht eine jährliche Umschichtung der Portfolios statt. Für den Faktor Low Volatilität orientiert sich die vorliegende Arbeit an dem White Paper von Blitz, Pang und van Vliet (2014).

3.1 Untersuchungsgegenstand und Untersuchungszeitraum

3.1.1 *Der S&P500 Index*

Für die vorliegende Thesis wird der S&P500 Index (Standard & Poor's 500 Index, Bloomberg-Ticker: SPX Index) als Untersuchungsgegenstand herangezogen. Dieser Index umfasst die 500, gemessen an deren Marktkapitalisierung, grössten Unternehmen, welche an der New York Stock Exchange (NYSE) und der National Association of Securities Dealers Automated Quotations (NASDAQ) gelistet sind. Die im S&P500 Index gelisteten Unternehmen entsprechen ungefähr 80% der gesamten amerikanischen Aktienmarktkapitalisierung (Standard & Poor's, 2016).

Das Universum der Standard & Poor's Indizes umfasst mehr als 10'000 verschiedene Titel. Aus ihrer Datenbank ausgeschlossen, werden Aktien von Unternehmen:

- deren Hauptsitz sich ausserhalb der USA befindet,
- geschlossene Anlagefonds,
- Aktienderivate,
- American Depository Receipts (ADRs),
- sowie „Trading Stocks“.
- American Depositary Shares (ADSs),

Für den S&P500 Index gelten keine bestimmten Anforderungen hinsichtlich der erforderlichen Marktkapitalisierung der inkludierten Unternehmen. Der S&P-MidCap 400 Index, berücksichtigt beispielsweise lediglich Titel, die eine Marktkapitalisierung zwischen einer und fünf Milliarden USD aufweisen. Obwohl für die Aktien des SPX keine Mindestanforderung für die Marktkapitalisierung vorliegt, werden für die Berücksichtigung lediglich Titel herangezogen, welche sich einer der führenden US-Industrien zuweisen lassen.

Eine adäquate Benchmark muss ständig investierbar sein. Deshalb werden für die S&P Indizes nur Aktien hinzugezogen, welche über ausreichend vorhandene Liquidität verfügen. Um dies messen zu können, wird der „Share Turnover“ herangezogen, indem das monatliche, durchschnittliche Handelsvolumen mit der Anzahl ausstehender Aktien der jeweiligen Firmen ins Verhältnis gesetzt wird.

Für die beiden Börsen NYSE und American Stock Exchange (AMEX) werden Mindestwerte von 0.3 vorausgesetzt, für die NASDAQ beträgt der Wert 0.6, da sowohl der Kauf als auch der Verkauf einer Transaktion berücksichtigt werden. Um die Investierbarkeit zudem gewährleisten zu können, wird die Anzahl Aktien, die der Öffentlichkeit zum Handel zur Verfügung gestellt wird, berücksichtigt. Vor dem Hintergrund dieser Annahmen, verwendet Standard & Poor's lediglich Aktien, welche die folgenden Kriterien erfüllen:

- Keine Partei besitzt alleine mehr als 50% der ausstehenden Aktien
- Mehrere Parteien zusammen halten nicht mehr als 60% der ausstehenden Aktien

Des Weiteren müssen die im Index enthaltenen Titel auch gewisse Rentabilitätskriterien erfüllen. So müssen die jeweiligen Titel, um im Index verbleiben zu können, auf operationeller Basis über vier Quartale einen positiven Reingewinn aufweisen (Bos und Ruotolo, 2000).

Auf die Begründung für die Wahl dieses Index wurde bereits in Abschnitt 1.4 (Forschungsfragen) eingegangen.

3.1.2 Untersuchungszeitraum und allgemeine Bemerkungen

Als Untersuchungszeitraum wurde folgender Zeitraum definiert: 31.01.1990 – 30.12.2016 (6784 Handelstage). Dieser Zeitraum wurde gewählt, da die Konstituenten des Referenzindex (S&P500), seit diesem Datum über den Datenprovider Bloomberg erhältlich sind.

Die für diese Arbeit notwendigen Berechnungen basieren auf dem Prinzip des „Walk-Forward Testing“. Der Walk-Forward Ansatz beinhaltet sowohl ein in-sample- als auch out-of-sample- Segment. Ersteres wird mit „training-data set“ bezeichnet, das Zweite mit „testing-data set“. Basierend auf den in der in-sample-Zeitreihe berechneten Titelgewichte, wird jeweils die Performance für den out-of-sample Zeitraum berechnet (Aronson, 2011: 322). Für die zu erstellende Arbeit wurde für den Low Volatilität-Faktor ein training-window von 250 Tagen, sowie eine testing-Periode von 90 Tagen gewählt (Abbildung 10 in Anhang 1). Aus diesem Grund wurde die initiale Gewichtung sämtlicher Faktoren auf den 07.02.1991 gelegt. Eine detaillierte Aufstellung mit allen Umschichtungsdaten kann der Tabelle 3 aus Anhang 2 entnommen werden.

Für die Berechnung der restlichen Faktoren, Size, Value sowie Momentum wurden derselbe Ansatz verwendet, einziger Unterschied ist, dass das training-data set nicht 250 Handelstagen entspricht.

Auf das genaue methodische Vorgehen hinsichtlich der Faktorberechnung wird in den Kapiteln 3.4.4 bis 3.4.6 näher eingegangen.

3.2 Herkunft der Daten

Das folgende Kapitel dient dazu, die detaillierte Beschaffung der benötigten Daten zu beschreiben.

3.2.1 Daten für die Berechnung der Faktoren

Für jeden zu berechnenden Faktor wurden die notwendigen Daten über den Datenprovider Bloomberg bezogen. Bloomberg ist ein privates Unternehmen, welches mittels Software Finanznachrichten bzw. Informationen verarbeitet und gegen eine Gebühr zur Verfügung stellt. Unter anderem werden „real-time“-Daten, historische Preisinformationen, Fundamentaldaten und beispielsweise Analysteneinschätzungen geliefert, wobei für die vorliegende Arbeit lediglich die historischen Preis- und Fundamentaldaten relevant sind.

Um die MF-Strategie erstellen zu können benötigt es verschiedene Preis- sowie Fundamentaldaten der Unternehmen, die zum entsprechenden Zeitpunkt im S&P500 Index gelistet sind. Um dem Survivorship Bias entgegenwirken sowie die Zusammensetzung der Konstituenten des Referenzindex zu jedem Zeitpunkt gewährleisten zu können, müssen in einem ersten Schritt die „Members“ über die gesamte Untersuchungsperiode von Bloomberg bezogen werden. Mittels dieser Member-Matrix (MEMB), welche die Ausgangslage zu allen Datenbezügen darstellt, können anschliessend die entsprechenden Preis- und Fundamentaldaten der benötigten Unternehmen zum jeweiligen Zeitpunkt heruntergeladen werden.

Für die Erstellung der MEMB wurde in einem ersten Schritt mittels Bloomberg-Download zu jedem Datenpunkt (Datum) und über den gesamten Untersuchungszeitraum, jeweils die 500 Konstituenten bezogen. Ziel war es, eine Matrix (x-Achse beinhaltet die Konstituenten resp. die y-Achse die Datum-Zeitreihe) zu kreieren, mit allen Unternehmen die über den gesamten Untersuchungszeitraum zu irgendeinem Zeitpunkt im Referenzindex vertreten waren. Mittels Visual Basic for Applications (VBA) konnten die „distinct values“ herausgefiltert werden. Über die Untersuchungsperiode können somit 1350 Unternehmen festgehalten werden, welche zu mindestens einem Zeitpunkt im S&P 500 Index vertreten waren. Sind die entsprechenden Aktien zum jeweiligen Zeitpunkt im Index enthalten, wird eine 1 zugeordnet, ansonsten eine 0. Die Member-Matrix umfasst so (1350 x 6784) Datenpunkte.

Für alle 1350 seit dem 31.01.1990 bis 30.12.2016 gelisteten Unternehmen des Referenzindex wurden die Tagesschlusskurse bezogen. Aufgrund der grossen Datenmenge sowie der nicht ausreichenden Kapazität von Microsoft Excel, musste für die Preisdatenbeschaffung auf den Download mittels MATLAB-API ausgewichen werden, bei welchem die Werte direkt über eine Bloomberg-Schnittstelle bezogen werden konnten und nicht indirekt mittels Microsoft Excel Download (Prof. Dr. Schwendner, Anhang 3). Um gewährleisten zu können, dass die Unternehmen, welche die Tagesschlusskurse publizieren, im Index vertreten waren, wurde die Preismatrix mittels der Excel-Funk-

tion „SVERWEIS“ mit MEMB multipliziert. Zur Kontrolle musste die Summe der Anzahl Unternehmen, welche zum entsprechenden Datum im Index vertreten waren, für jedes Datum berechnet werden. Anhand von VBA wurden Reihen gelöscht, die in der jeweiligen Spalte Werte aufwiesen, die kleiner als 490 waren. Dadurch wurden von den insgesamt 6784 Datenpunkten 14 Reihen gelöscht, was in einem neuen Total der Daten (Datum-Zeitreihe) von 6770 resultiert. Die endgültige Preismatrix hat somit 9'138'150 Datenpunkte (1350 x 6770).

Um die Daten der Marktkapitalisierung der einzelnen Unternehmen zu erhalten wurde analog der Preisdatenbeschaffung vorgegangen sowie die Datumszeitreihe der Preismatrix verwendet. Titel, welche im Index vertreten waren, jedoch keine Angaben über deren Marktkapitalisierung veröffentlichten, wurden zum jeweiligen Zeitpunkt nicht für die Berechnungen berücksichtigt. Aufgrund der grösseren Datenmenge wurde darauf verzichtet, die in der Literatur weitverbreitete Methodik, ausstehende Aktien mit dem dazugehörigen Schlusskurs zu multiplizieren, zu verzichten. Somit musste einzig das eine Fragment des Codes, `[d,sec]=history(c, strcat('/ISIN/', strcat(ds.Ticker(i)), 'Equity'), 'PX_LAST', '01/31/1990', '12/31/2016')`, angepasst werden (Anhang 3). Der Ticker 'PX_LAST' wurde durch 'CUR_MKT_CAP' ersetzt. Die zum Schluss resultierende Matrix „Mkt“-Matrix hat ebenfalls 1350 x 6770 Datenpunkte.

Die Buchwerte des Eigenkapitals der jeweils im Index enthaltenen Unternehmen wurden ebenfalls anhand desselben Matlab-Codes über Bloomberg bezogen (Anhang 3). Da die Unternehmen Bilanzwerte jedoch lediglich quartalsweise publizieren, musste neben dem Ticker 'TOT_COMMON_EQY' auch die Periodizität des Codes zu quartalsweise, mittels des Fragments 'quarterly', abgeändert werden. Der Kontinuität (1350 x 6770 Matrix) wegen wurden die Datenpunkte zwischen den Veröffentlichungen der Kennzahlen mit den bis zum jeweiligen Zeitpunkt aktuellsten Buchwert-Daten aufgefüllt.

Somit kann festgehalten werden, dass für die zum jeweiligen Zeitpunkt im Index enthaltenen Titel die Informationen, Schlusskurs, Marktkapitalisierung sowie der Buchwert des Eigenkapitals zur Verfügung stehen. Um auch bei der „Book-Value“-Matrix sicherstellen zu können, dass nur Unternehmen berücksichtigt werden, die zum jeweiligen Zeitpunkt im Index enthalten waren, wurde auch die „Book-Value“-Matrix mittels SVERWEIS mit MEMB multipliziert. Titel, welche im Index vertreten waren, aber keine Angaben über deren Marktkapitalisierung veröffentlichten, wurden zum jeweiligen Zeitpunkt nicht für die Berechnungen berücksichtigt.

Um die Performance-Analyse mittels eines Faktormodells durchführen zu können, benötigt es neben den zu erstellenden Faktor-Portfolios ebenso einen risikofreien Zinssatz sowie ein Marktportfolio. Für den risikolosen Zinssatz werden die einmonatigen T-Bill-Raten, welche in tägliche Zinssätze umgewandelt wurden, von Fama und French bezogen (Tuck Data-Library French, 2017). Diese

Raten werden herangezogen, da sie über eine kurze Laufzeit sowie eine sehr hohe Liquidität verfügen. Zinssätze von Staatsanleihen werden in den häufigsten Fällen verwendet, um den risikolosen Zinssatz abzubilden (Bodie et al. 2014).

Das Marktportfolio wird mittels des S&P500 Index abgebildet und wurde über den Bloomberg-download mittels des Bloomberg-Tickers „SPX Index“ vollzogen.

3.2.2 Beschreibung der analysierten Frühindikatoren

Um das eigentliche Kernthema der vorliegenden Arbeit, die Multifaktorstrategie mit inkludiertem Market-Timing zu erstellen und damit die Faktoren Size, Value, Momentum und Low Volatilität bestmöglich ausnutzen zu können, benötigt es einer Analyse von verschiedenen Frühindikatoren. Für die möglichen Frühindikatoren „VIX Index“, „SPX Index“, „BCOM Index“, „DEXY Curncy“, „MXEF Index“, „PE_RATIO“, „NET_AGGTE_DVD_YLD“, „Yield_Spread Maturity“, sowie „Risk_Spread_Premium_Bonds“ stehen über den gesamten Untersuchungszeitraum jeweils 6520 (07.02.1991 bis 30.12.2016) Beobachtungen zur Verfügung. Aufgrund der in-sample-Periode, die für die Schätzung der Parameter, welche für die Volatilitätsvorhersage mittels GARCH-Modell verwendet wurde, können für den möglichen Frühindikator „Volatilitäts-Risiko-Prämie“ lediglich 4276 (03.01.2000 bis 30.12.2016) Beobachtungen verwendet werden. Des Weiteren werden die Daten der „US Personal Consumption Expenditures Nominal Dollars MoM SA“ monatlich publiziert. Dies ist für das methodische Vorgehen allerdings nicht hinderlich, da für die Erarbeitung der Timing-Komponente ebenfalls mit monatlichen Datenpunkten gearbeitet wird (das genaue Vorgehen wird in Kapitel 3.6.1 erläutert). Für die Zeitreihe US Personal Consumption Expenditures Nominal Dollars MoM SA bestehen deshalb 311 Datenpunkte. Nachfolgend werden die untersuchten Indikatoren aufgelistet. Um die erwähnten Zeitreihen auf deren Fähigkeit als Frühindikatoren untersuchen zu können, mussten auf täglicher Basis entweder die Log Returns oder die Differenz der Daten berechnet werden. Während die Datenreihen VIX Index, SPX Index, BCOM Index, DEXY Curncy, MXEF Index, PE_RATIO, NET_AGGTE_DVD_YLD und Risk_Premium logarithmiert wurden, konnten für den Yield_Spread Maturity sowie für Risk_Spread_Premium_Bonds jeweils die tägliche Differenz berechnet werden.

Chicago Board Options Exchange SPX Volatility Index (Bloomberg-Ticker: VIX Index; Formel für Bloomberg-Download: =BDH(“VIX Index“,“PX_LAST“,Datum; Datum_t)): Der VIX Index wurde ursprünglich entwickelt, um die dreissigtägige erwartete annualisierte Volatilität des Marktes, welche anhand der implizierten Volatilität von at-the-money Optionspreisen des S&P100 Index berechnet wurde, zu messen. Wenig später wurde dieser Index als Benchmark für die Marktvolatilität von einer Vielzahl von Finanzpublikationen und Medien verwendet. Im Jahre 2003, in Zusammenarbeit mit Goldman Sachs, wurde die Methodologie der Berechnung des VIX Index weiterentwickelt, indem die ausstehenden Put- und Call-Optionen über eine Vielzahl von Strike-Preisen durchschnittlich gewichtet wurden, um das Produkt von einem bisherig abstrakten Konzept in eine investierbare

Lösung zu transformieren. Die erwartete Volatilität basierte nun nicht wie bis anhin auf dem S&P100 Index, sondern auf dem breiter gefassten S&P500 Index (CBOE, 2014).

Standard & Poor's 500 Index (Bloomberg-Ticker: SPX Index; Formel für Bloomberg-Download: =BDH("SPX Index";"PX_LAST";Datum_t; Datum_i)): Da der SPX bereits in Unterkapitel 3.1.1 detailliert beschrieben wurde und um Doppelnennungen zu vermeiden, wird darauf verzichtet, in diesem Kapitel näher auf diesen Frühindikator einzugehen.

Bloomberg Commodity Index (Bloomberg-Ticker: BCOM Index; Formel für Bloomberg-Download: =BDH("BCOM Index";"PX_LAST";Datum_t; Datum_i)): Um die Rohstoffe anhand eines breit gefassten Index auf ihre Aussagekraft als Frühindikator zu untersuchen, wurde der Bloomberg Commodity Index herangezogen. Es handelt sich dabei um eine hoch liquide und diversifizierte Benchmark für Rohstoff-Investments. Um die Diversifikation gewährleisten zu können und weder einem Sektor noch einem einzelnen Rohstoff eine zu grosse Gewichtung zu verteilen, wird ein systematischer und konsistenter Ansatz verfolgt, wobei sowohl Liquiditäts- als auch US-Dollar gewichtete Produktionsdaten verwendet werden, um an die relative Gewichtung des jeweiligen Rohstoffs zu gelangen. Eine detaillierte Auflistung der einzelnen Soll-Gewichte der Sektoren per Februar 2017 kann dem Anhang 4 (Tabelle 4) entnommen werden (Bloomberg Commodity Index Family).

Dollar Spot Index (Bloomberg-Ticker: DXY Curncy; Formel für Bloomberg-Download: =BDH("DXY Curncy";"PX_LAST";Datum_t; Datum_i)): Der Dollar Spot Index misst die Stärke des US-Dollars gegenüber einem Bund von sechs verschiedenen, geometrisch gewichteten Währungen. Der Euro, der japanische YEN, die schwedische Krone, das britische Pfund, der kanadische Dollar sowie der Schweizer Franken, bilden das Gegenstück zum amerikanischen Dollar. Die Gewichtungen per Juni 2015 für die einzelnen Währungen sind in Tabelle 5 aus Anhang 4 aufgelistet. Anhand dieser Auflistung wird ersichtlich, dass der Euro eine Gewichtung von beinahe 60% zugewiesen bekommt. Des Weiteren findet keine regelmässige Index-Anpassung statt. Die geeignetere Alternative zum DXY wäre der von Bloomberg publizierte Bloomberg Dollar Spot Index (Bloomberg-Ticker: BBDXY). Dieser wird jedoch erst seit Anfang des Jahres 2005 veröffentlicht. Um den Kasakurs des Dollars jedoch als Frühindikator über den gesamten Untersuchungszeitraum testen zu können, wird in der vorliegenden Arbeit der weniger diversifizierte DXY verwendet (ICE Futures, 2015). Zusätzliche Untersuchungen beider Indizes haben ergeben, dass beide Preisentwicklungen zwischen 31.12.2004 und 31.12.2016 beinahe identisch verlaufen und eine hohe Korrelation von beinahe 0.98 aufweisen (Abbildung 11 Anhang 4).

Überdies wurde der *MSCI Emerging Markets Index (USD)* verwendet (Bloomberg-Ticker: MXEF Index; Formel für den Bloomberg-Download: =BDH("MXEF Index";"PX_LAST";Datum_t; Datum_i)): Dieser Index wird als „free-float“-gewichtete Aktienbenchmark berechnet und repräsentiert sowohl Large- als auch Mid-Caps aus verschiedenen Emerging Market Ländern. Der MSCI

Emerging Markets umfasst ungefähr 85% der zum Handel bereitgestellten Marktkapitalisierung jedes Landes des Index (MSCI, 2017b). Die Wahl fiel insbesondere auf diese Benchmark, da Investoren in Krisenzeiten dazu geneigt sind, grosse Mengen ihres investierten Kapitals abzugeben und dies als möglichen Frühindikator gesehen werden kann.

Price/Earning-Ratio (Bloomberg-Ticker: PE_RATIO; Formel für Bloomberg-Download: =BDH("SPX Index";"PE_RATIO";Datum_t; Datum₀)): Mittels des erwähnten Bloomberg-Tickers und der erwähnten Formel konnte das Kurs-Gewinn-Verhältnis des S&P500 Index für das jeweils entsprechende Datum bezogen werden (Bloomberg).

Dividend Yield (Bloomberg-Ticker: NET_AGGTE_DVD_YLD): Um den jeweiligen Dividend Yield des S&P500 Index zu erhalten, konnte wie beim Kurs-Gewinn-Verhältnis, jedoch mit leicht angepasster Formel (=BDH("SPX INDEX";"NET_AGGTE_DVD_YLD";Datum_t; Datum₀)) vorgegangen werden (Bloomberg).

Bloomberg US Generic 1 Month T-Bill (Bloomberg-Ticker: GB1M Index; Formel für Bloomberg-Download: =BDH("GB1M Index";"PX_LAST";Datum_t; Datum₀)): Dieser Ticker wurde verwendet, um den Frühindikator Yield Spread Maturity untersuchen zu können. Bloomberg US Generic 1 Month T-Bill stellt die Interpolation der jeweiligen aktiven, einmonatigen T-Bill sowie Cash Management Bill dar, welche über die kommenden 30 Tage am nächsten zum Verfall ist. Vor dem 31.07.2001, als die einmonatige T-Bill zum ersten Mal gehandelt wurde, fand die Berechnung anhand der Interpolation der jeweils aktiven Cash Management Bills statt (Bloomberg).

US Generic Govt 10 Year Yield (Bloomberg-Ticker: USGG10YR Index; Formel für Bloomberg-Download: =BDH("USGG10YR Index";"PX_LAST";Datum_t; Datum₀)): Die Zinssätze für 10 jährige Staatsanleihen (Bills und Notes) werden anhand der Yields-to-Maturity (Ask-side des Marktes) und vor Steuern berechnet (Bloomberg).

Yield_Spread Maturity (Differenz der Yields zwischen Anleihen mit unterschiedlichen Laufzeiten): Für die Untersuchung des Spreads zwischen den beiden Laufzeiten (10 Jahre und 1 Monat) wurde die Differenz dieser beiden auf täglicher Basis berechnet (Zinssatz der 10 jährigen T-Bills – Zinssatz der 1 monatigen T-Bills).

Moody's Bond Index Corporate BAA (Bloomberg-Ticker: MOODCBAA Index; Formel für Bloomberg-Download: =BDH("MOODCBAA Index";"PX_LAST";Datum_t; Datum₀)): Moody's Bond Index Corporate BAA besteht aus verschiedenen Long-Term Unternehmensanleihen mit einem minimal ausstehenden Volumen von 100 Millionen USD und einem Rating von BAA, was der letzten Stufe für „Investment Grade“ entspricht (Bloomberg). Der Indexstand wird anhand des Durchschnittes dieser Yields berechnet. Alle Yields entsprechen der Yield-to-Maturity und werden halbjährlich berechnet. Die Anleihen weisen eine Maturität auf, die so nahe wie möglich an 30 Jahre kommt. Die sich im Index befindenden Unternehmensanleihen fallen aus dem Universum, sobald

deren Restlaufzeit unter 20 Jahre fällt, sie allfällige Rücknahmen nicht gewährleisten können oder deren Rating sich ändert (Bloomberg).

Moody's Bond Index Corporate AAA (Bloomberg-Ticker: MOODCAAA Index; Formel für Bloomberg-Download: =BDH("MOODCAAA Index";"PX_LAST";Datum; Datum_t)): Dieser Index gleicht dem Moody's Bond Index Corporate BAA. Einziger Unterschied stellt das für die Aufnahme ins Universum verlangte Mindest-Rating von AAA dar, welches Anleihen aufweisen, die das kleinste Ausfallrisiko bergen (Bloomberg).

Risk_Spread_Premium_Bonds (Differenz der Yields zwischen Anleihen mit einem Moody's Rating von BAA und AAA: Um den Spread zwischen den beiden Zeitreihen, Moody's Bond Index Corporate BAA und Moody's Bond Index Corporate AAA, zu berechnen wurde analog der Kalkulation des Spreads für die Maturity vorgegangen (Yield Moody's Bond Index Corporate BAA - Yield Moody's Bond Index Corporate AAA).

Volatilitäts-Risiko-Prämie: Die Berechnung der jeweiligen Volatilitäts-Risiko-Prämien ist an das methodische Vorgehen von Tim Bollerslev, George Tauchen und Hao Zhou (2009) angelegt. Jedoch wurde die ex-ante erwartete Volatilität des S&P500 Index, über das Zeitintervall [t, t+1] mittels eines GARCH-Modells geschätzt. GARCH steht für „Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity“. Formel (1) zeigt dessen Spezifizierung.

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^q \alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (1)$$

$$\omega > 0 \quad \alpha_j \geq 0 \quad \beta_j \geq 0$$

Dieses Modell sagt aus, dass vergangene Schocks (ε_{t-1}^2) die Varianz beeinflussen. Zusätzlich müssen jedoch auch langfristige Ereignisse von vergangenen bedingten Varianzen auf die Volatilität (σ_{t-j}^2) für die Berechnung berücksichtigt werden. Anhand dieser Feststellungen können auch weit zurückliegende Schocks mit nur wenigen Parametern erfasst werden.

Die vorliegende Arbeit verwendet für die Volatilitätsvorhersage das GARCH(1,1) Modell, welches wie folgt spezifiziert wird:

$$\hat{\sigma}_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \hat{\sigma}_{t-1}^2 \quad \alpha + \beta < 1 \quad (2)$$

Vor dem Hintergrund der Formel (2) entspricht die vorhergesagte bedingte Varianz zum Zeitpunkt t einem Parameter ω sowie dem gewichteten Fehler der Vorperiode und der gewichteten Vorhersage der bedingten Varianz der Vorperiode. Es muss jedoch erwähnt werden, dass die wahre Volatilität zum Zeitpunkt t-1 nicht beobachtet werden kann, da davon ausgegangen wird, dass die Daten der

folgenden Periode noch nicht bekannt sind (Brailsford und Faff, 1966: 424). Aus diesem Grund und um letztendlich die Volatilitäts-Risiko-Prämien-Zeitreihe erstellen zu können, wird als Proxy für die wahre Volatilität die 30 tägige implizierte Volatilität des S&P500 Index zum jeweiligen Zeitpunkt verwendet. Diese wird anhand des VIX Index abgebildet.

Um die Stationarität dieses Prozesses gewährleisten zu können, muss die Summe der beiden Parameter α und β stets kleiner als 1 sein (Bollerslev, 1986: 307-327). Während sich die bedingte Varianz mit jeder Periode ändert, bleibt die unbedingte Varianz über die gesamte Zeitdauer konstant (Meyers, 2011: 467):

$$\bar{\sigma}_{\varepsilon}^2 = \frac{\omega}{1-\alpha-\beta} \quad (3)$$

Die Schätzung der erwähnten Parameter ω , α und β fand anhand des EViews-Softwareprogramms statt. Als Schätzperiode dienten die täglichen Log>Returns über den Zeitraum 02.01.1991 bis 31.12.1999, welches die in-sample-Zeitreihe darstellt. Formel (2) konnte für diese Vorhersage direkt in EViews angewandt werden. Für ω resultierte ein Wert von 0.0000004922021, für α war es 0.0488727 und für β 0.9459395. Anschliessend konnten die mittels EViews geschätzten Parameter in eine erstellte Excel-Datei übertragen werden und für den Zeitraum 03.01.2000 bis 30.12.2016, was der out-of-sample-Periode entspricht, mittels täglichen Daten aktualisiert werden (Miteinbezug des Fehlers des Vortages ε_{t-1}^2 sowie der von EViews erstellten Varianzvorhersage des Vortages σ_{t-j}^2). Um die erste Vorhersage (03.01.2001) tätigen zu können, verwendete Excel den Fehler des letzten Handelstages der in-sample-Periode (29.12.2000) sowie die Stichprobenvarianz der letzten 22 Handelstage der in-sample-Zeitreihe.

Für die anschliessende tägliche Berechnung der vorhergesagten Volatilität, $\hat{\sigma}_t^2$ wurden die Parameter in Excel stets unverändert gelassen.

Um die finale Zeitreihe Volatilitäts-Risiko-Prämie zu erhalten, wurde die implizierte Volatilität des S&P500 Index auf täglicher Basis von der Volatilitätsschätzung abgezogen.

US Personal Consumption Expenditures Nominal Dollars MoM SA (Bloomberg-Ticker: PCE CRCH; Formel für Bloomberg-Download: =BDH("PCE CRCH";"PX_LAST";Datum; Datum)): Die Konsumenten- oder Haushaltsausgaben werden vom Bureau of Economic Analysis erarbeitet und Bloomberg zur Verfügung gestellt. Sie bilden die Auslagen für Güter und Dienstleistungen der US Konsumenten auf einer monatlichen Basis (Veränderung zum vorherigen Monat) ab.

3.3 Datenkontrolle und Verarbeitung der Daten

Im Folgenden soll kurz auf die Kontrolle und Verarbeitung des verfügbaren Datensets eingegangen werden.

3.3.1 Zusammenfassung: Verfügbares Dataset

Das in Unterabschnitt 3.2.1 sowie 3.2.2 umschriebene Datenset beinhaltet zusammengefasst die folgenden Informationen:

- Schlusskurse der S&P500-Unternehmen (täglich, für den gesamten Untersuchungszeitraum)
- Marktkapitalisierung der S&P500-Unternehmen (täglich, für den gesamten Untersuchungszeitraum)
- Buchwerte des Eigenkapitals der S&P500-Unternehmen (per Ende Quartal, für den gesamten Untersuchungszeitraum)
- Schlussstände des S&P500 Index (täglich, für den gesamten Untersuchungszeitraum)
- Schlussbestände des Chicago Board Options Exchange SPX Volatility Index (täglich, für den gesamten Untersuchungszeitraum)
- Schlussbestände des Bloomberg Commodity Index (täglich, für den gesamten Untersuchungszeitraum)
- Schlussbestände des Dollar Spot Index (täglich, für den gesamten Untersuchungszeitraum)
- Schlussbestände des MSCI Emerging Markets Index (täglich, für den gesamten Untersuchungszeitraum)
- Schlussbestände der P/E-Ratios des S&P500 Index (täglich, für den gesamten Untersuchungszeitraum)
- Schlussbestände des Dividend-Yields des S&P500 Index (täglich, für den gesamten Untersuchungszeitraum)
- Schlussbestände der Bloomberg Generic 1 Month T-Bills (täglich, für den gesamten Untersuchungszeitraum)
- Schlussbestände des US Generic Govt 10 Year Yield (täglich, täglich, für den gesamten Untersuchungszeitraum)
- Schlussbestände des Yield Spread Maturity (täglich, für den gesamten Untersuchungszeitraum)
- Schlussbestände des Moody's Bond Index Corporate BAA (täglich, für den gesamten Untersuchungszeitraum)
- Schlussbestände des Moody's Bond Index Corporate AAA (täglich, für den gesamten Untersuchungszeitraum)
- Schlussbestände des Risk Spread Premium Bond (täglich, für den gesamten Untersuchungszeitraum)
- Volatilitäts-Risiko-Prämie (täglich, zwischen 03.01.2000 bis 30.12.2016)
- US Consumption Expenditures Nominal Dollar MoM SA (monatlich, für den gesamten Untersuchungszeitraum)
- Schlussbestände der 1-monatigen T-Bill-Raten auf eine tägliche Basis ungerechnet ((Tuck Data-Library French, 2017), täglich, für den gesamten Untersuchungszeitraum)

Gemäss Bartholdy (2005) liegt die empfohlene Datenmenge für die Anwendung des CAPM (und weiterer Faktormodelle) bei fünf Jahren monatlicher Daten und einem kapitalgewichteten Index als Marktportfolio. Beide Punkte sind durch das vorliegende Datenset gegeben, wobei hier sogar tägliche Daten vorhanden sind.

3.3.2 Datenkontrolle

Das allgemeine Vorgehen für die Datenkontrolle der Subdatensets „Schlusskurse“, „Buchwerte des Eigenkapitals“ sowie „Marktkapitalisierung“ aller Unternehmen des S&P500 Index über den gesamten Untersuchungszeitraum (6770 Handelstage, vom 31.01.1990 bis und mit 30.12.2016), wurde bereits in Unterkapitel 3.2.1 erläutert. Mittels der Multiplikation (=WENN(ISTFEHLER(SVERWEIS(Datum; Member-Matrix;2-1351;FALSCH)*SVERWEIS(Datum;Schlusskurs-Matrix;2-1351;FALSCH)),““; (SVERWEIS(Datum;Member-Matrix;2-1351;FALSCH)*SVERWEIS(Datum;Schlusskurs-Matrix;2-1351;FALSCH))) mit der Member-Matrix konnte sichergestellt werden, dass lediglich Unternehmen für die Portfoliobildung verwendet werden, die zum entsprechenden Zeitpunkt auch im Index vertreten waren. Um die Datenkontrolle für die „Buchwerte des Eigenkapitals“ sowie „Marktkapitalisierung“ zu erhalten, musste lediglich die Formel leicht angepasst werden (Ersetzen der Schlusskurs-Matrix durch die Buchwert- oder Marktkapitalisierungsmatrix). War ein Unternehmen zum entsprechenden Rebalancing-Datum im Universum vertreten und fiel jedoch über die darauffolgende out-of-sample-Periode aus dem Index, so wurde dieser Titel mit einer Gewichtung von 0% bis zur nächsten Umschichtung im Portfolio belassen. Zusätzlich ist zu erwähnen, dass Aktien, welche zum entsprechenden Zeitpunkt im Index vertreten waren, jedoch keine Datenpunkte lieferten, für die Berechnungen nicht berücksichtigt wurden. Dies gilt ebenfalls für Unternehmen, welche einen negativen Buchwert aufwiesen.

Für die Datenkontrolle sämtlicher Frühindikatoren wurden die täglichen sowie die monatlichen Schlusskursänderungen für US Consumption Expenditures Nominal Dollar MoM SA visualisiert (Abbildung 1).

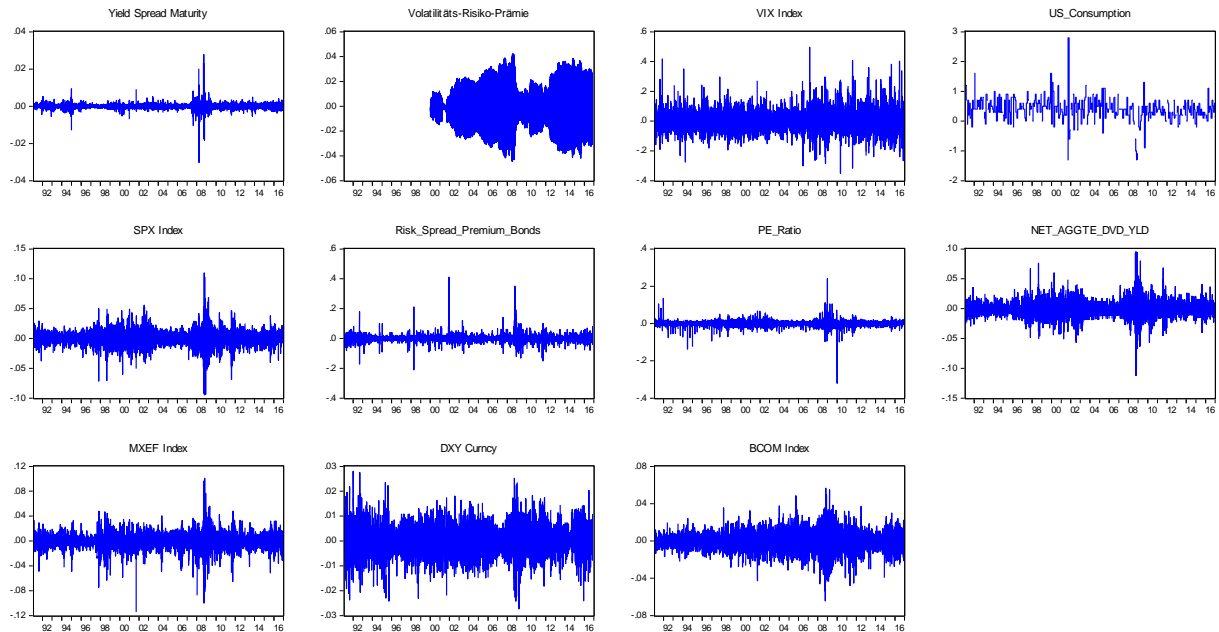


Abbildung 1: Renditen der Frühindikatoren.

Logarithmierte Renditen der täglichen Schlusskurse des VIX Index, SPX Index, Volatilitäts-Risiko-Prämie, PE_Ratio, NET_AGGTE_DVD_YLD, MXEF Index, DXY Currency, BCOM Index, die täglichen Veränderungen des Yield_Spread_Maturity und Risk_Spread_Premium_Bonds sowie die monatlichen Veränderungen der US_Consumption.

Somit konnten allfällige unrealistische Werte der zu untersuchenden Frühindikatoren gelöscht werden. Die Analyse der Renditeveränderungen, sowohl auf täglicher als auch auf monatlicher Basis, ergab diesbezüglich keine unrealistischen Werte. Folglich wurden die Daten ohne gelöschten Werte belassen.

3.3.3 Verarbeitung der Daten

Die in diesem Unterabschnitt beschriebenen Operationen wurden mit dem Softwareprogramm Microsoft Excel durchgeführt. Um die einzelnen Faktoren berechnen zu können, benötigt es in einem ersten Schritt einer Sortierung der hierfür notwendigen Daten.

Wie bereits in Unterkapitel 3.1.2 erwähnt, findet für die zu untersuchenden Faktoren, SMB, HML, LMH und WML alle 90 Tage ein Rebalancing statt. Der erste Umschichtungszeitpunkt wurde auf das Datum 07.02.1991, der Letzte auf 03.11.2016 festgelegt, was insgesamt 73 Rebalancings entspricht (Tabelle 3 in Anhang 2).

Für den Faktor Momentum wurde eine separate Excel-Datei erstellt (Momentum „Weights_WML“). Um die Gewichte der Faktoren Low Volatilität, Value und Size berechnen zu können wurden aufgrund von Kapazitätsproblemen des Software-Programms Excel je zwei Dateien angelegt (Low Volatilität „Weights_LMH_Schritt1“ und „Weights_LMH_Schritt2“; Value und Size „Weights_HML&SMB_Big“ und „Weights_HML&SMB_Small“).

Unter einer Kombination von „INDEX“- und „VERGLEICH“-Funktionen konnten für die im vorherigen Abschnitt beschriebenen Excel-Dateien, die notwendigen Schlusskurse, Buchwerte des Eigenkapitals sowie Werte der Marktkapitalisierungen bezogen und beispielsweise mittels „KGRÖSSTE“ für jede der insgesamt 73 Umschichtungen sortiert werden.

Für jeden Umschichtungszeitpunkt konnte somit die Book-to-Market-Ratio (Buchwert des Eigenkapitals/Marktkapitalisierung) jedes sich im Index befindenden Titels berechnet werden. Auch war es möglich, wieder jeweils per Umschichtungsdatum, die Volatilität sowie die Quartalsrendite eines jeden Titels zu kalkulieren (siehe Ausführungen hierzu weiter unten in Zusammenhang mit den Faktoren Low Volatilität und Momentum).

Mittels des erwähnten Vorgehens konnten die Faktor-Portfolios, welche für die Regressionen sowie die Erstellung der Multifaktorstrategie verwendet werden, an jedem Beurteilungstag, unter Berücksichtigung der in Abschnitt 3.4 dargelegten Ausführungen, sortiert und die Portfoliorenditen-Zeitreihen auf täglicher Basis berechnet werden.

Diese extrahierten Daten beziehungsweise Kennzahlen wurden anschliessend dazu genutzt, um für die Regressionen die Unternehmen an jedem Beurteilungstag entsprechend den in Abschnitt 3.4 dargelegten Ausführungen zu sortieren und die Portfoliorenditen-Zeitreihen auf täglicher Basis zu berechnen.

3.4 Portfoliobildung und Regressionsvorgehen

3.4.1 Einführung: Capital Asset Pricing Model (CAPM)

Das Capital Asset Pricing Model wurde erstmals in den 1960er-Jahren durch William Sharpe, John Lintner, Jan Mossin und Jack Treynor vorgestellt (siehe Kapitel 2). Um dessen Funktionstüchtigkeit gewährleisten zu können, wurden gewisse Annahmen getroffen, welche nicht zuletzt ein Grund dafür sind, weshalb das CAPM bis heute kritisch diskutiert wird. Beispielsweise existiert das CAPM in einer Welt ohne Steuern und Transaktionskosten, dafür aber mit vollständiger Verfügbarkeit von Informationen für alle Investoren (Bodie, Kane und Marcus, 2014: 304).

Die CAPM-Funktion (Sharpe 1964; Bodie et al., 2014) kann mit folgender Formel umschrieben werden:

$$E(r_i) = R_f + \beta_{mi}[E(R_m) - R_f] \quad (4)$$

Die Variablen lassen sich wie folgt umschreiben:

$E(r_i)$ = Erwartete Rendite des Assets i .

R_f = Risikoloser Zinssatz der einmonatigen TBills.

β_{mi} = Beta des Assets i .

$E(R_m)$ = Erwartete Rendite des Marktportfolios.

Mit dem Ausdruck $[E(R_m) - R_f]$ wird die Markt-Risikoprämie bezeichnet.

Das sogenannte Beta eines bestimmten Titels i wird als die Steigung der CAPM-Gleichung interpretiert und folgendermassen berechnet:

$$\beta_{Mi} = \frac{Cov(R_i, R_m)}{\sigma^2(R_m)} \quad (5)$$

Wie bereits aufgeführt wurde, müsste das Marktportfolio beobachtet werden können, um die Regressionsanalyse des CAPM durchführen zu können. Dies ist allerdings nicht möglich, weshalb der S&P500 Index herangezogen wird. Die Regressionsgleichung kann entsprechend umgeschrieben und wie folgt formuliert werden:

$$r_i - r_f = \alpha + \beta_1(r_m - r_f) + \varepsilon_i \quad (6)$$

Die Variablen sind folgendermassen zu interpretieren:

r_i = Rendite des Assets i

r_f = Risikoloser Zinssatz der einmonatigen TBills

α = Intercept der Regressionslinie

r_m = Rendite des Marktportfolios

β_1 = Beta der unabhängigen Variable $r_m - r_f$

ε_i = Residual des Regressionsmodells

$r_m - r_f$ wird benötigt, um die Überrendite des Titels i zum risikolosen Zinssatz zu messen.

3.4.2 Carhart Vierfaktormodell

Das Faktormodell von Carhart (1997) dient als Grundlage für die Erstellung des in dieser Arbeit verwendeten erstellten Fünffaktormodells. Die Formel für die von Carhart entwickelte Regressionsgleichung kann wie folgt notiert werden:

$$r_i - r_f = \alpha + \beta_{1i}(r_m - r_f) + \beta_{2i}(SMB) + \beta_{3i}(HML) + \beta_{4i}(WML) + \varepsilon_i \quad (7)$$

Die Variablen sind folgendermassen zu interpretieren:

α = Intercept der Regressionslinie

r_i = Rendite des Assets i

r_f = Risikoloser Zinssatz der einmonatigen TBills

r_m = Rendite des Marktportfolios

(SMB) = Rendite des SMB – Faktors

(HML) = Rendite des HML – Faktors

(WML) = Rendite des WML – Faktors

ε_i = Residual des Regressionsmodells

$\beta_{1,2,3,4}$ = Betas der drei unabhängigen Variablen ($r_m - r_f$, SMB, HML und WML)

3.4.3 Verwendetes Faktormodell (Fünffaktormodell)

Die Performance-Analyse mittels eines Faktormodells wird in der vorliegenden Arbeit anhand des Carhart-Vierfaktormodells, welches um einen zusätzlichen Faktor erweitert wurde (LMH), durchgeführt. Angewandt wird die Formel des Fünffaktormodells (5FM), welche wie folgt formuliert wird:

$$r_i - r_f = \alpha + \beta_{1i}(r_m - r_f) + \beta_{2i}(SMB) + \beta_{3i}(HML) + \beta_{4i}(WML) + \beta_{5i}(LMH) + \varepsilon_i \quad (8)$$

Die Variablen sind folgendermassen zu interpretieren:

α = Intercept der Regressionslinie

r_i = Rendite des Assets i

r_f = Risikoloser Zinssatz der einmonatigen TBills

r_m = Rendite des Marktportfolios

(SMB) = Rendite des SMB – Faktors

(HML) = Rendite des HML – Faktors

(WML) = Rendite des WML – Faktors

(LMH) = Rendite des LMH – Faktors

ε_i = Residual des Regressionsmodells

$\beta_{1,2,3,4}$ = Betas der drei unabhängigen Variablen ($r_m - r_f$, SMB, HML, WML und LMH)

3.4.4 Portfoliobildung: Sortierung anhand von SMB und HML

Die Berechnungen der beiden Faktoren SMB und HML, wie auch von WML (Kapitel 3.4.4), finden in der vorliegenden Thesis analog der Arbeit von Carhart (1997) statt. Im Falle von Abweichungen wird darauf näher eingegangen. Für die ersten beiden Faktoren werden dazu die 500 Unternehmen des S&P500 Index zu jedem Umschichtungszeitpunkt nach deren Marktkapitalisierung und Book-to-Market-Ratio (Btm) aufgelistet und neu sortiert. Die Btm kann berechnet werden, indem der Buchwert des Eigenkapitals der jeweiligen Unternehmen durch deren Marktkapitalisierung dividiert wird. Da die Unternehmen die Eigenkapital-Angaben jeweils verspätet veröffentlichen, erfolgt die Sortierung im Hinblick auf die Book-to-Market-Ratio um ein Quartal verspätet.

Um schlussendlich die eigentliche Sortierung der 500 Unternehmen des Universums durchführen zu können, werden sie hinsichtlich des Grössen-Faktors in zwei Gruppen eingeteilt, „Small“ und „Big“. Bezüglich des Faktors Btm wird eine Unterteilung von drei Perzentilen vorgenommen, „Low“, „Medium“ und „High“. Diese Unterteilungen dienen dazu, mittels der Rebalancing-Frequenz von 90 Tagen jeweils sechs unterschiedliche out-of-sample Faktor-Portfolio-Zeitreihen zu bilden. Dem Sample „Small“ werden Titel zugewiesen, welche sich bezüglich deren Grösse (Marktkapitalisierung) im ersten Perzentil (0-50%) befinden. Das Sample „Big“ beinhaltet Firmen im zweiten Perzentil (50-100%). Unternehmen, die eine tiefe Btm „Low“ aufweisen, fallen in die

Kategorie (0-30%), Titel mit mittleren Werten „Medium“ in die Gruppe (30-70%). Die obersten 30% (70-100%) der Kategorie Btm werden mit „High“ bezeichnet. Die somit gebildeten sechs Portfolios werden mit Small/Low (S/LOW), Small/Medium (S/M), Small/High (S/H), Big/Low (B/LOW), Big/Medium (B/M) und Big/High (B/H) bezeichnet.

Die täglichen Renditen der Faktoren SMB und HML können anhand der nachfolgenden Formeln (9) und (10) berechnet werden.

$$SMB = \frac{(R_{small\ low}) + (R_{small\ medium}) + (R_{small\ high})}{3} - \frac{(R_{big\ low}) + (R_{big\ medium}) + (R_{big\ high})}{3} \quad (9)$$

$$HML = \frac{(R_{big\ high}) + (R_{small\ high})}{2} - \frac{(R_{big\ low}) + (R_{small\ low})}{2} \quad (10)$$

Bei der Sortierung der Titel nach deren Btm, wurden jene ausgeschlossen, die eine negative Book-to-Market-Ratio aufwiesen, was dem Standard der Literatur entspricht (Rehnby, 2016).

3.4.5 Portfoliobildung: Sortierung anhand von WML

Um den Faktor Momentum (WML) zu bilden, wurden zusätzlich vier Portfolios erstellt. An dieser Stelle wird von der erwähnten Literatur abgewichen. Rehnby (2016) bildet für den Momentum-Faktor sechs Portfolios. In der vorliegenden Arbeit wird jedoch darauf verzichtet, da diese für die Berechnung der täglichen Faktor-Renditen nicht benötigt werden. Die Erstellung der Faktor-Portfolios wird anhand einer erneuten, separaten Anordnung aller Unternehmen nachvollzogen. Sämtliche Unternehmen des Datasets wurden für jeden Neubewertungszeitpunkt nach deren Grösse sowie Rendite der letzten 90 Handelstage sortiert. In seiner Analyse ordnete Carhart (1997) die gebildeten Portfolios mit einer jährlichen Frequenz und schliesst dabei den aktuellsten Monat für die Berechnungen der zurückliegenden Jahresrendite aus. Dies begründete derselbe Autor als Standard bei Momentum-Tests und soll statistisches Rauschen vermindern. Für die vorliegende Arbeit wird von diesem Vorgehen abgewichen, da nicht mit Jahresrenditen, sondern mittels der Rendite der letzten 90 Handelstage gerechnet wurde. Die vier neu gebildeten Portfolios werden mit Small/Losers (S/LOS), Small/Winners (S/W), Big/Losers (B/LOS) und Big/Winners (B/W) bezeichnet.

Für die Einteilung des Faktors WML („Winners Minus Losers“) wurde analog des Faktors HML vorgegangen. Sämtliche Titel des S&P500 Index werden für jedes Rebalancing-Datum in die Gruppen 0-30%, 30-70% und 70-100% eingestuft. Aktien mit der tiefsten Rendite über die letzten 90 Handelstage fielen in das erste Perzentil (0-30%) und Unternehmen, welche eine mittlere Rendite aufwiesen in das zweite Perzentil (30-70%). Titel mit der höchsten Performance der letzten 90 Handelstage wurden der Gruppe 70-100% zugeteilt. Die Formel zur Berechnung des Momentum-Faktors lautet:

$$WML = \frac{(R_{small\ winners}) + (R_{big\ winners})}{2} - \frac{(R_{small\ losers}) + (R_{big\ losers})}{2} \quad (11)$$

3.4.6 Portfoliobildung: Sortierung anhand von LMH

Für die Konstruktion des Faktors Low Volatilität (LMH) wurde eine ähnliche Methodologie angewandt wie sie im White Paper „The Volatility effect in emerging markets“ von Blitz, Pang und van Vliet (2012) verfolgt wurde. Wie für die Berechnung der vorherig erwähnten Faktoren wurden sämtliche Unternehmen zu jedem der in Tabelle 3 in Anhang 2 erwähnten Umschichtungszeitpunkten neu sortiert und in Quantile eingeteilt. Für die vorliegende Arbeit wird vom Vorgehen von Blitz, Pang und van Vliet insofern abgewichen, indem nicht eine Vielzahl von Quantilen gebildet wurde, sondern lediglich zwei. Im ersten Perzentil 0-50% befinden sich die Aktien des Datasets, welche ein tiefes Risiko aufweisen, wobei im Zweiten sich Titel vorfinden, die ein hohes Risiko tragen. Das Risiko eines Unternehmens wird in diesem Fall anhand deren Renditeschwankungen (Volatilität) der vergangenen 250 Handelstage gemessen.

Da es jedoch vorkommt, dass Aktien des Datasets teilweise keine oder an mehreren Tagen hintereinander dieselben Preise publizieren (dies ist insbesondere am Anfang der 1990er Jahre der Fall) und diese Titel für die Bildung des Faktors „Low Minus High“-Volatilität bevorzugt werden würden, musste in einem ersten Schritt eine zusätzliche Kontrollmassnahme eingeführt werden. Dieselbe Periode, welche für die Messung der Volatilität verwendet wurde, konnte ebenfalls für die Anzahl Renditen herangezogen werden. Mithilfe einer Excel-Formel wurden nur Renditen gezählt, die weder den Wert “” noch 0 aufwiesen. Per erster Umschichtung (07.02.1991) wiesen alle 500, sich zu diesem Zeitpunkt im Index befindenden Titel eine Anzahl gezählter Renditen auf, die grösser als null waren. Trotz dieser Kenntnis gab es in jenem Sample deutliche Unterschiede. Um nun lediglich Unternehmen zu berücksichtigen, welche eine geeignete Mindestanzahl Beobachtungen (weder 0 noch “”) aufweisen, wurde in einem nächsten Schritt der Median der Anzahl Beobachtungen verwendet. Per 07.02.1991 lag der Wert des Medians bei 95 Renditezahlungen. Für die Berechnung des Low Volatilität-Faktors wurden somit nur Titel berücksichtigt, die im Minimum 95 Renditebeobachtungen aufwiesen, welche weder 0 noch “” betrugen. Dadurch wurden für die erste Umschichtung 76 Titel aus dem Sample gelöscht, was in einem neuen Total von 424 resultierte. Die Mindestanzahl erforderlicher Beobachtungen von 95 wurde über den gesamten Untersuchungszeitraum angewandt.

Um in einem finalen Schritt die tägliche Faktorprämie berechnen zu können, wurden zwei Schnittmengenportfolios gebildet, LOWV final (LOWV) und HIGHV final (HIGHV). Die Formel zur Berechnung dazu lautet:

$$LMH = LOWV_{final} - HIGHV_{final} \quad (12)$$

3.4.7 Portfoliobildung: Benchmark

Um die formulierte Hypothese der vorliegenden Arbeit evaluieren zu können, musste eine adäquate Benchmark erstellt werden. Da die Memberdaten, nicht aber die Konstituentengewichte des Referenzindex S&P500, bezogen werden können, wurde eine gleichgewichtete Benchmark aller zum entsprechenden Zeitpunkt im Index vertretenen Titel, erstellt.

Als Ausgangslage diene die in Kapitel 3.2.1 erwähnte Preismatrix, welche mit der Member-matrix multipliziert wurde. Die anhand dieser Matrix berechneten täglichen Renditen sämtlicher im Index enthaltenen Unternehmen wurden mittels $\frac{1}{n}$ (bei 500 Aktien entspricht dies einer Gewichtung von 20 Basispunkten pro Titel) gewichtet. Die Gewichtungen der Benchmarkzeitreihe (EW) wurden täglich neu angewandt, was einer täglichen Umschichtung der Portfoliozeitreihe entspricht. Für EW stehen somit zwischen dem 07.02.1991 bis 30.12.2016 6520 Beobachtungen zur Verfügung.

3.4.8 Regressionsvorgehen

Für die Messung der untersuchten Faktoren der Multifaktorstrategie sowie der Benchmark wurde das in Unterkapitel 3.4.3 vorgestellte Modell verwendet, welches auf den Annahmen von Carhart (1997) aufbaut. Da derselbe Autor für seine Analyse zwar dieselben Portfolios berechnet hat (bis auf den Faktor LMH und gewisse von Faktor WML), diese jedoch noch in zahlreiche, feiner sortierte Portfolios einteilte und über mehrere Zeitpunkte testete, was in über 700 Regressionen resultierte und den Umfang der vorliegenden Arbeit sprengen würde, beschränkt sich diese Arbeit auf 28 Regressionen.

Die ersten vierzehn Regressionen beziehen sich auf das CAPM, die letzteren vierzehn Regressionen wenden das Fünffaktormodell an.

Als abhängige Variable wird jeweils die tägliche Überrendite ($r_P - r_f$) des entsprechenden Portfolios als Input gegeben. Die unabhängigen Variablen werden für die CAPM-Regression anhand der täglichen Mehrrendite des S&P500 Index ($r_M - r_f$) abgebildet. Für das Fünffaktormodell dienen zusätzlich die täglichen Faktoren SMB, HML, WML und LMH. Die Renditezeitreihen der untenstehenden zwölf Schnittmengen-Portfolios, MF sowie EW werden untersucht:

- | | | |
|----------------------|-----|-----------------------|
| • Small/Low (S/LOW) | | • High_final (HIGHV) |
| • Small/Medium (S/M) | | • Small/Loser (S/LOS) |
| • Small/High (S/H) | | • Small/Winner (S/W) |
| • Big/Low (B/LOW) | und | • Big/Loser (B/LOS) |
| • Big/Medium (B/M) | | • Big/Winner (B/W) |
| • Big/High (B/H) | | • Multifaktor (MF) |
| • Low_final (LOWV) | | • Benchmark (EW) |

Die für diese Arbeit erstellten Portfolios wurden anhand der Gleichgewichtung erstellt, was auch dem Vorgehen von Carhart (1997) entspricht. Mittels dieses Vorgehens entspricht die jeweilige Portfoliorendite der Summe der gleichgewichteten Einzelrenditen der entsprechenden Aktien. Die kalkulierten vierzehn logarithmierten Faktor-Portfoliorenditenzeitreihen wurden anschliessend verwendet, mithilfe der Formeln (10) bis (13), die Faktoren SMB, HML, WML und LMH auf täglicher Basis erstellen zu können.

Nachstehende Formel (13) wurde verwendet, um die Rendite des Marktportfolios (R_m) zu berechnen:

$$r_{t,i} = \ln\left(\frac{S_t}{S_{t-1}}\right) \quad (13)$$

Um anschliessend den Marktfaktor $r_m - r_f$ zu erhalten, muss der risikolose Zinssatz auf täglicher Basis von der Rendite des Marktportfolios abgezogen werden.

Die Regressionen werden anhand der Ordinary Least Square (OLS) Methode und über den gesamten Untersuchungszeitraum (07.02.1991 bis 30.12.2016) mithilfe des Softwareprogramms EViews durchgeführt.

3.4.9 Vorgehen zur deskriptiven Statistik

Dieses Unterkapitel dient dazu, die für die vorliegende Arbeit verwendete deskriptive Statistik zu erläutern. Sie wird verwendet, um die erstellten 14 Portfoliozeitreihen, die vier Faktoren, die Benchmark sowie die Multifaktorstrategie mit inkludiertem Timing-Ansatz in einem ersten Schritt zu analysieren. Mittels des Softwareprogramms EViews kann ein Grossteil der notwendigen deskriptiven Angaben bezogen werden. Excel wurde zusätzlich verwendet, um die Renditezahlen sowie die jeweilige Portfoliostandardabweichung auf monatlicher und jährlicher Basis sowie über den gesamten Zeitraum zu berechnen. Ebenfalls mithilfe von Microsoft Excel wurden die Sharpe bzw. Calmar Ratio, der Worst Drawdown, der Tracking Error sowie die Information Ratio kalkuliert.

Die annualisierte Standardabweichung wurde basierend auf den täglichen Renditezahlen der Faktoren und der Portfoliozeitreihen mit einem Faktor ($\sqrt{252}$) multipliziert. Für die annualisierten Renditen wurde derselbe Ansatz verwendet. Der Mittelwert sämtlicher täglicher Renditen wurde mit 252 multipliziert. Um die entsprechenden Renditen der einzelnen Jahre berechnen zu können, wurden die täglichen logarithmierten Renditen, entweder über den jeweiligen Monat oder das jeweilige Jahr addiert.

Für die Analyse auf einer risikoadjustierten Basis wurden zusätzliche Berechnungen angestellt. Folgende Formel (15) zeigt die Berechnung der Sharpe Ratio (SR) (Smithson, 2003):

$$SR = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p} \quad (14)$$

Es wird jedoch leicht von der herkömmlichen Sharpe Ratio abgewichen. Auf die Minderung der annualisierten Rendite R_p um den annualisierten risikolosen Zinssatz R_f wird verzichtet. Somit wird für die Berechnung von SR lediglich die jeweilige Rendite R_p durch die annualisierte Portfoliostandardabweichung σ_p dividiert.

Der „Worst Drawdown“ signalisiert den maximalen kumulierten Verlust über eine bestimmte Periode. Er wird mit Formel (15) berechnet:

$$MDD_t = \frac{P_{max} - P_{low}}{P_{max}} \quad (15)$$

Wobei P_{max} den Höchstwert vor dem grössten Preiszerfall darstellt und P_{low} den tiefsten Wert vor einem neuen Hoch widerspiegelt.

Für die „Calmar Ratio“ wird die annualisierte Rendite durch den entsprechenden MDD_t geteilt, wie dies in Ausdruck (16) ersichtlich ist:

$$CR_i = \frac{r_i}{MDD_{t,i}} \quad (16)$$

Um die Abweichung der einzelnen Faktor-Portfolios sowie Multifaktorstrategie untersuchen zu können, wurde der Tracking Error (TE) mittels folgender Formel berechnet:

$$TE = STABW(\sum_{i=1}^n (r_p - r_b)) \quad (17)$$

r_p stellt hierbei die täglichen Renditen der Faktor-Portfolios sowie Multifaktorstrategie dar, r_b die täglichen Benchmark-Renditen und $STABW$ eine Microsoft Excel-Formel, welche die Standardabweichung mit Hilfe der „n-1“ Methode berechnet.

Die Information Ratio (IR) wird errechnet, indem das Alpha der Faktor-Portfolios sowie Multifaktorstrategie über der Benchmark, um das Risiko (entsprechender Tracking Error), relativiert wird. Hierzu wurde folgende Formulierung herangezogen:

$$IR = \frac{(r_{pi} - r_{bi})}{TE_i} \quad (18)$$

Der Ausdruck $(r_{pi} - r_{bi})$ bildet die Überrendite der Faktor-Portfolios und der Multifaktorstrategie ab, TE_i ist der jeweilige Tracking Error.

3.5 Diagnostik

3.5.1 Signifikanz der Modelle

Mittels des F-Tests wird die Signifikanz der verschiedenen Modelle ermittelt (Newbold, Carlson und Thorne, 2013). Dabei wird für das erstellte Fünffaktormodell in der Nullhypothese davon ausgegangen, dass alle fünf Betakoeffizienten null betragen. Die Nullhypothese wird wie folgt ausgeschrieben:

$$H_0: \beta_1 = 0 \text{ und } \beta_2 = 0 \text{ und } \beta_3 = 0 \text{ und } \beta_4 = 0 \text{ und } \beta_5 = 0 \quad (19)$$

Die entsprechende Alternativhypothese H_1 besagt, dass mindestens einer der Betakoeffizienten von Null verschieden ist. Die Formel zur Berechnung der Teststatistik F lautet:

$$F = \frac{(SSR_r - SSR_{ur})/q}{SSR_{ur}/(n - (k + 1))} \quad (20)$$

Die Summe der quadrierten Residuen des restringierten Modells wird mit SSR_r bezeichnet, die quadrierten Residuen des Modells ohne Restriktionen mit SSR_{ur} . N steht für die Anzahl Beobachtungen, k für die Anzahl unabhängiger Variablen des Modells ohne Restriktionen und q entspricht der Nummer an Koeffizienten, die zusammen getestet werden. Der Ausdruck $(SSR_r - SSR_{ur})$ umschreibt, um wie viel grösser die Residuen in dem Modell sind, in welchem die Nullhypothese hält. Ist der Wert der Residuen im Modell mit Restriktionen deutlich grösser, wird die F -Statistik ebenfalls gross sein (Blackwell, 2008: 4).

3.5.2 Erklärungsgehalt der Modelle (Modellvergleich)

Für die Performance-Analyse wird einerseits das CAPM und andererseits das erstellte 5FM angewandt. Um zusätzlich aufzeigen zu können, welches der beiden Modelle besser geeignet ist, die Variation in den Portfoliorenditen zu erklären, werden die beiden Faktormodelle miteinander verglichen. Insbesondere wird hierbei der Fokus auf das adjustierte Bestimmtheitsmass „adjusted R^2 “ gerichtet. Es wird auf das adjustierte R^2 Wert gelegt, da dieser im Vergleich zum herkömmlichen R^2 eine adäquatere Vergleichsgrösse bildet, wenn Modelle mit einer unterschiedlichen Anzahl an unabhängigen Variablen miteinander verglichen werden, da das Hinzufügen von zusätzlichen Variablen zu einem höheren Wert führen könnte. Als negative Eigenschaft des „adjusted R^2 “ nennen Gujarati & Porter (2009), dass auch negative Werte angezeigt werden. Modelle, welche ein höheres „adjusted R^2 “ aufweisen, haben einen höheren Erklärungsgehalt.

Zusätzlich wird ein Vergleich der Alphas der beiden Modelle angestellt. Diese Alpha-Koeffizienten sollten weniger als zwei Standardfehler von null entfernt sein, um den eingesetzten Faktoren eine hohe Aussagekraft attestieren zu können (Ajili, 2013).

Neben den „adjusted R^2 “ sowie den Alphas wird das „Schwarz Criterion“ betrachtet, um Aussagen zu den einzelnen Modellen machen zu können. Bei einer endlichen Anzahl von Modellen kann das

Schwarz Criterion herangezogen werden, um eine valide Aussage bezüglich der Güte der Modelle zu machen, indem das Modell mit dem kleinsten Wert bevorzugt wird (SAS Institute Inc., 2004: 207).

3.5.3 Signifikanz der Faktoren

Die statistische Signifikanz der einzelnen Koeffizienten wird anhand des Student's t-test untersucht. Dabei wird der ein-sample t-test verwendet, um den Unterschied zwischen dem Populationsdurchschnitt und dem mittels Regression erhaltenen t-wert statistisch zu evaluieren. Mittels eines Vergleichs einer zufälligen Stichprobe von der Population mit dem Durchschnitt der Population wird analysiert, inwiefern der Durchschnitt der Stichprobe sich vom Durchschnitt der Population unterscheidet. Die beiden Hypothesen dazu lauten:

Nullhypothese: Dabei wird davon ausgegangen, dass kein signifikanter Unterschied zwischen dem Durchschnitt der Stichprobe und der Population besteht.

Alternativhypothese: Hierbei wird davon ausgegangen, dass die Differenz zwischen dem Durchschnitt der Stichprobe und der Population signifikant ist.

Anschliessend muss der Wert des einseitigen t-tests mittels folgender Formel berechnet werden:

$$t = \frac{\bar{x} - \mu}{s/\sqrt{n}} \quad (21)$$

t = Wert des Einstichproben t – tests

s = Wert der Stichprobenstandardabweichung

\bar{x} = Stichprobendurchschnitt

μ = Durchschnitt der Population

Die Anzahl Freiheitsgrade ist bestimmt durch $V = n - 1$ (Newbold, Carlson und Thorne, 2013).

Ist einer der Faktoren SMB, HML, LMH und WML signifikant, deutet dies darauf hin, dass der entsprechende Effekt isoliert besteht.

3.5.4 Test auf Multikollinearität und Autokorrelation

Da es bei einer Vielzahl von unabhängigen Variablen vorkommen kann, dass diese untereinander paarweise korrelieren oder die Werte der t-tests der einzelnen Faktoren bei signifikantem Modell insignifikant sind, muss zusätzlich auf Multikollinearität getestet werden. Hierzu werden zwei Gültigkeitstests durchgeführt. Dies ist einerseits ein konventioneller Korrelationstest und andererseits der Multikollinearitätstest (Variance Inflation Factor Test).

Ersterer wird analog des t-tests durchgeführt. Dazu werden folgende Null- sowie Alternativhypothese aufgestellt:

$$H0: \rho = 0 \text{ und } H1: \rho \neq 0 \quad (22)$$

ρ stellt den Korrelationskoeffizienten der beiden Variablen dar. Die in Ausführung (22) aufgestellten Hypothesen werden anhand der untenstehenden Formel (23) evaluiert.

$$t^* = \frac{r\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r^2}} \quad (23)$$

Um schlussendlich bestimmen zu können, ob ein linearer Zusammenhang zwischen den Variablen besteht muss der p-Wert des Teststatistikwerts einer t-Verteilung mit $n - 2$ Freiheitsgraden kalkuliert werden. Liegt der p-Wert unterhalb des entsprechenden Konfidenzniveaus, muss die Nullhypothese verworfen werden (Newbold, Carlson und Thorne, 2013).

Wie bereits erwähnt, stellt der Variance Inflation Factor Test (VIF) die Massnahme dar, um auf Multikollinearität zu testen. Für Regressionen mit einer Mehrzahl an unabhängigen Variablen bilden die VIFs, r^{ii} , die diagonalen Werte der inversen Korrelationsmatrix $R_{p \times p}$ der p Variablen (Chatterjee und Price, 1977 und Belsey et. al., 1980). Der VIF für Variable i kann wie folgt ausgedrückt werden:

$$VIF_i = r^{ii} = \frac{1}{1-R_i^2}, i = 1, p, \quad (24)$$

R_i^2 wird dabei als Korrelationskoeffizient der Regression zwischen einer und den restlichen $1 - p$ Variablen bezeichnet. Werte, die grösser als 10 sind sollten mit Vorsicht behandelt werden, da diese darauf hindeuten, dass Multikollinearität vorliegt (O'Brien, 2007).

Die Autokorrelation wird anhand des Durbin-Watson-Tests ermittelt (Newbold, Carlson und Thorne, 2013). Hierfür werden erneut eine Null- sowie eine Alternativhypothese aufgestellt, welche in nachfolgendem Ausdruck (25) erläutert werden.

$$H0: \rho = 0 \text{ und } H1: \rho > 0 \text{ oder } H1: \rho < 0 \quad (25)$$

Der Test der Nullhypothese basiert auf der Durbin-Watson-Statistik der Formel (26).

$$d = \frac{\sum_{t=2}^n (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n e_t^2} \quad (26)$$

Wobei der Ausdruck e_t den Residuen entspricht. Positive Autokorrelation herrscht vor, wenn $H1: \rho > 0$. Die Entscheidungsregeln dazu lauten:

Reject H_0 if $d < d_L$

Accept H_0 if $d > d_U$.

Um auf negative Autokorrelation zu testen, wird die Alternativhypothese $H1: \rho < 0$ analysiert. Untenstehend werden die Entscheidungsregeln aufgelistet:

Reject H_0 if $d > 4 - d_L$

Accept H_0 if $d < 4 - d_U$.

Die Ausdrücke d_L und d_U sind dabei Maximalwerte für das jeweilige Konfidenzniveau, unter Berücksichtigung der Anzahl unabhängiger Variablen sowie der Anzahl Beobachtungen (Newbold, Carlson und Thorne, 2013).

3.6 Erstellung der Multifaktorzeitreihe

3.6.1 Vorgehen Frühindikatoren

Um die Multifaktorstrategie mit Einbezug einer Timing-Komponente (Unterkapitel 3.6) erstellen zu können, mussten zuerst die in 3.2.2 beschriebenen Frühindikatoren auf deren Aussagekraft untersucht werden. Hierfür wurden sämtliche täglichen Zeitreihen (ausser US Personal Consumption Expenditures Nominal Dollars MoM SA, welche bereits auf monatlicher Basis besteht) in monatliche Zeitreihen umgewandelt. Sämtliche Frühindikator-Zeitserien weisen über die Periode Februar 1991 bis Dezember 2016 311 Beobachtungen auf (ausser Volatilitäts-Risiko-Prämie mit 204 Beobachtungen).

Um schlussendlich den Zusammenhang der Frühindikatoren mit den entsprechenden Faktoren erarbeiten zu können, wurden diese zusammen in einem Streudiagramm veranschaulicht. Die x-Achse bezog sich auf die Frühindikatoren mit Lag 1 und 2 (ein und zwei Monate), die y-Achse auf die Faktoren. Mithilfe des Softwareprogramms EViews konnte jeweils die „fitted line“ (linear) der Streudiagramme gezogen werden. Somit entstanden pro Faktor 22 Streudiagramme, welche mittels eines linearen Zusammenhangs untersucht werden konnten. Da die „fitted lines“ jedoch durch Ausreisser verfälscht werden können, mussten diese zuerst gelöscht werden, was mittels SPSS anhand der Mahalanobis Distanz angestellt wurde.

Dazu wurde als erstes eine lineare Regression angewandt, um für jeden Frühindikator, jeweils für Lag 1 und 2, die Mahalanobis Distanz abzuspeichern. Die abhängige Variable entsprach den Faktoren, wobei die unabhängige Variable die jeweiligen Frühindikatoren darstellen (die abhängige Variable war in diesem Fall nicht von Interesse, musste jedoch trotzdem als Input gegeben werden). Grosse Mahalanobis Distanzwerte signalisieren einen Ausreisser. Um dies jedoch mit Sicherheit

behaupten zu können, musste für jeden dieser Distanzwerte die jeweilige Wahrscheinlichkeit berechnet werden. Dies wurde bewerkstelligt, indem für jede Mahalanobis Distanz Zeitreihe eine neue Variable eingefügt wurde. Die neu erstellte Variable stellt die Wahrscheinlichkeit jedes Datenpunktes dar, welche mit folgender Formel erarbeitet wurde:

$$P_{MD_{ij}} = 1 - CDF.CHISQ(MD_{ij}, df) \quad (27)$$

Der Ausdruck $CDF.CHISQ(MD_i, df)$ wiedergibt die kumulierte Wahrscheinlichkeit, dass der Wert der Chi-Quadrat-Verteilung mit der Anzahl Freiheitsgraden (jeweils 1) kleiner ist, als der jeweilige Wert der entsprechenden Mahalanobis Distanz Zeitreihe, MD_{ij} .

Die 22 berechneten Wahrscheinlichkeitszeitreihen wurden anschliessend mit Microsoft Excel weiterverarbeitet. Dabei wurden Wahrscheinlichkeitswerte der Frühindikatoren gelöscht, die kleiner als 0.01 waren. Sämtliche erstellten Streudiagramme mit einer linearen Regressionslinie sind im Anhang 5 ersichtlich.

In der vorliegenden Arbeit wurde darauf verzichtet, alle erstellten Streudiagramme für die Bildung der Multifaktorstrategie zu verwenden. Ausschlaggebend war der statistische Zusammenhang der jeweiligen Faktoren zu den untersuchten Frühindikatoren (Fitted Line). Um diesen erarbeiten zu können, wurden für jeden Faktor 22 simple Regressionen mittel OLS geschätzt. Für die entsprechenden Faktoren wurden jeweils lediglich die sechs grössten R^2 in Betracht gezogen, da die Bestimmtheitsmasse der einzelnen Regressionen insgesamt gering ausfielen. Da R^2 -Werte auch negative Vorzeichen annehmen können, wurden sämtliche Werte auf absoluter Basis betrachtet. Eine Auflistung aller Regressionen ist den Tabellen 17 bis 20 in Anhang 12 zu entnehmen.

SMB: Für den Size-Faktor ergaben die Regressionsresultate folgende Streudiagramme (Abbildung 2):

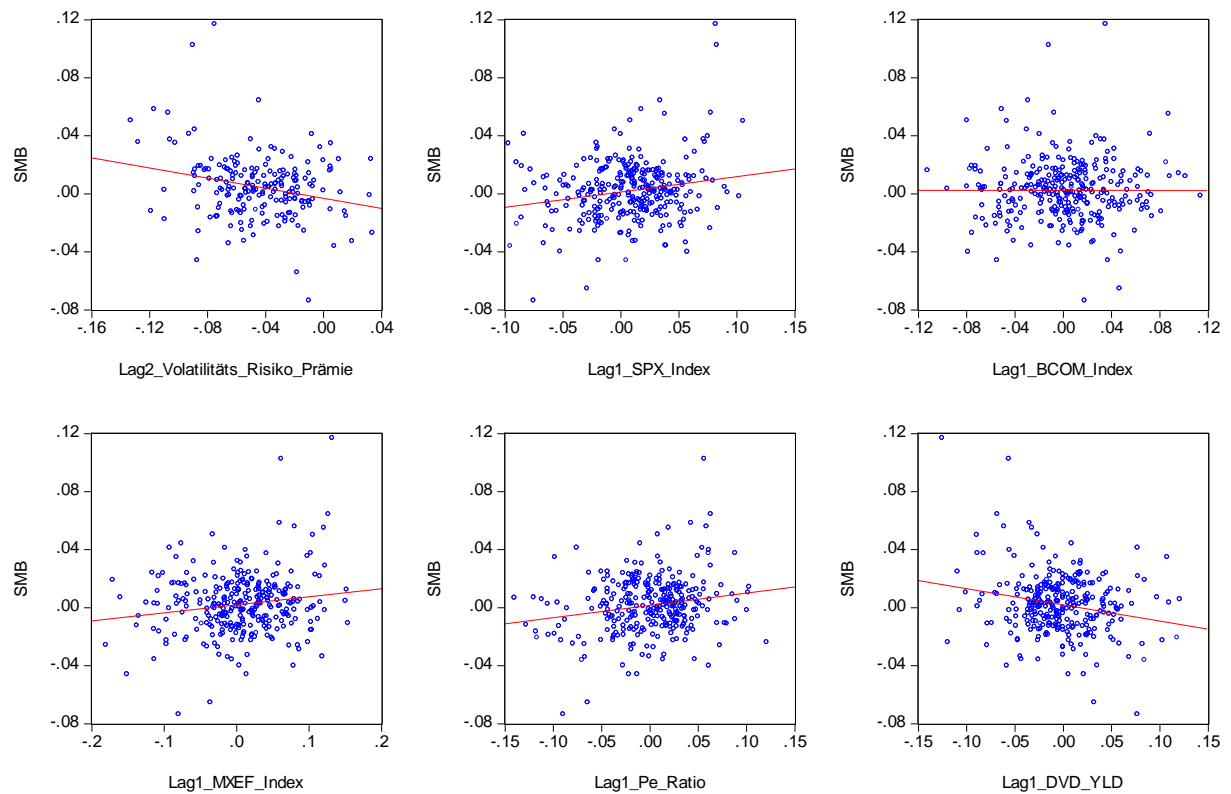


Abbildung 2: Verwendete Streudiagramme des Faktors SMB gegen die Frühindikatoren (Lag 1 und 2).

Streudiagramme des Faktors SMB gegen die Frühindikatoren Lag2_Volatilitäts_Risiko_Prämie, Lag1_SPX_Index, Lag1_BCOM_Index, Lag1_MXEF_Index, Lag1_Pe_Ratio und Lag1_DVD_YLD.

HML: In Abbildung 3 sind die mittels Regressionen ausgewählten Streudiagramme aufgelistet:

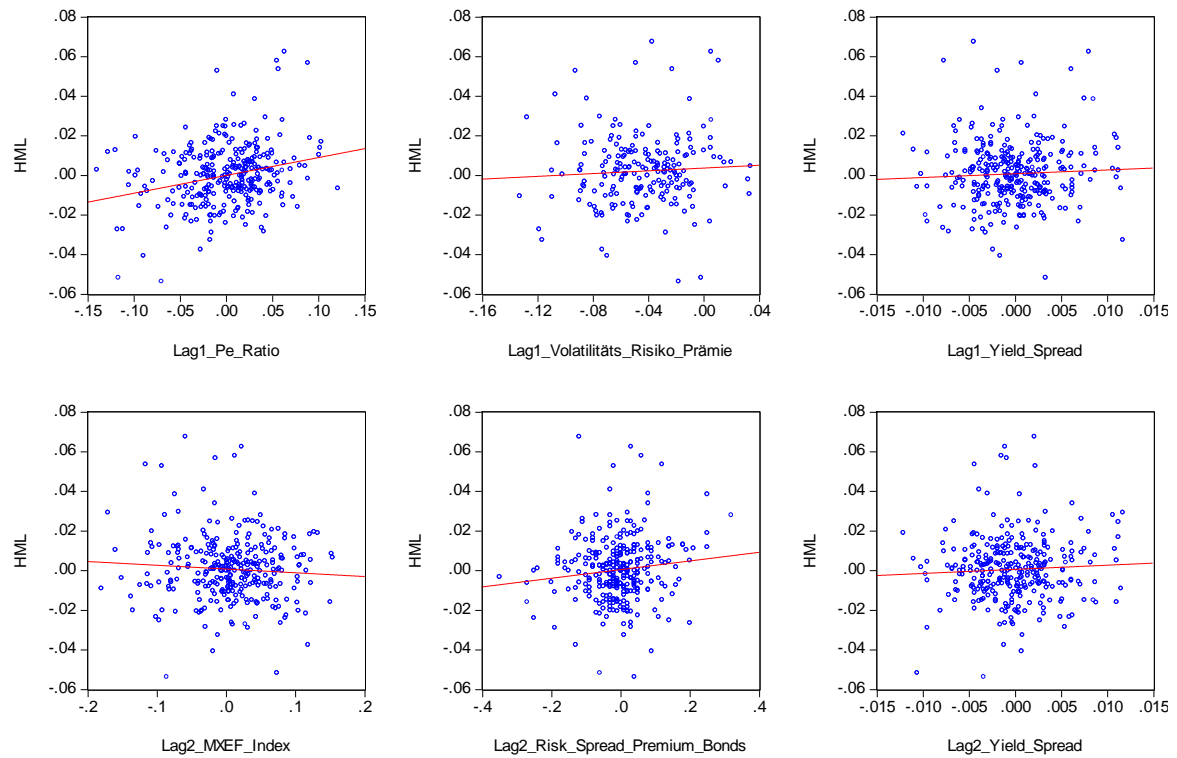


Abbildung 3: Verwendete Streudiagramme des Faktors HML gegen die Frühindikatoren (Lag 1 und 2).

Streudiagramme des Faktors HML gegen die Frühindikatoren Lag1_Pe_Ratio, Lag1_Volatilitäts_Risiko_Prämie, Lag1_Yield_Spread, Lag2_MXEF_Index, Lag2_Risk_Spread_Premium_Bonds, Lag2_Yield_Spread.

WML: Die Regressionen des Faktors WML mit den Frühindikatoren ergaben folgende Resultate (Abbildung 4):

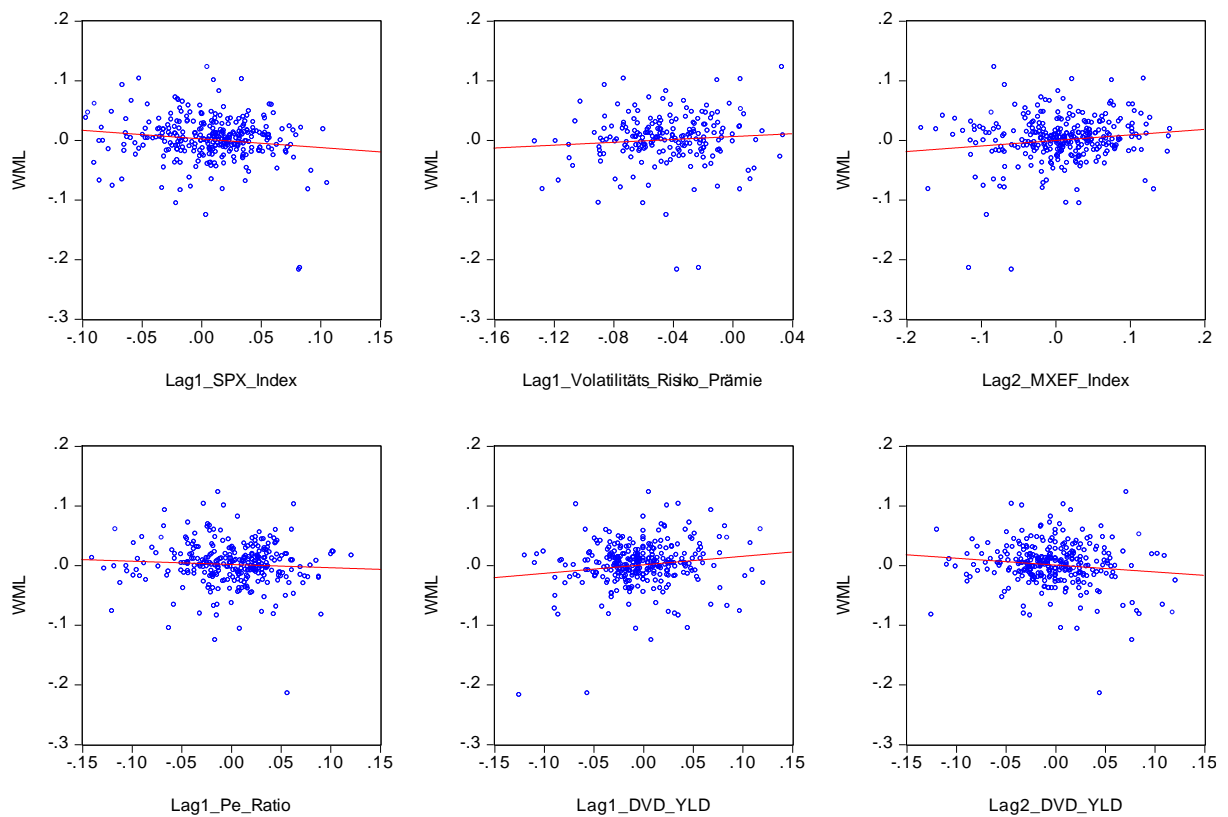


Abbildung 4: Verwendete Streudiagramme des Faktors WML gegen die Frühindikatoren (Lag 1 und 2).

Streudiagramme des Faktors WML gegen die Frühindikatoren Lag1_SPX_Index, Lag1_Volatilitäts_Risiko_Prämie, Lag2_MXEF_Index, Lag1_Pe_Ratio, Lag1_DVD_YLD, Lag2_DVD_YLD.

LMH: In untenstehender Abbildung 5 werden die Resultate der Streudiagramme des Faktors LMH präsentiert:

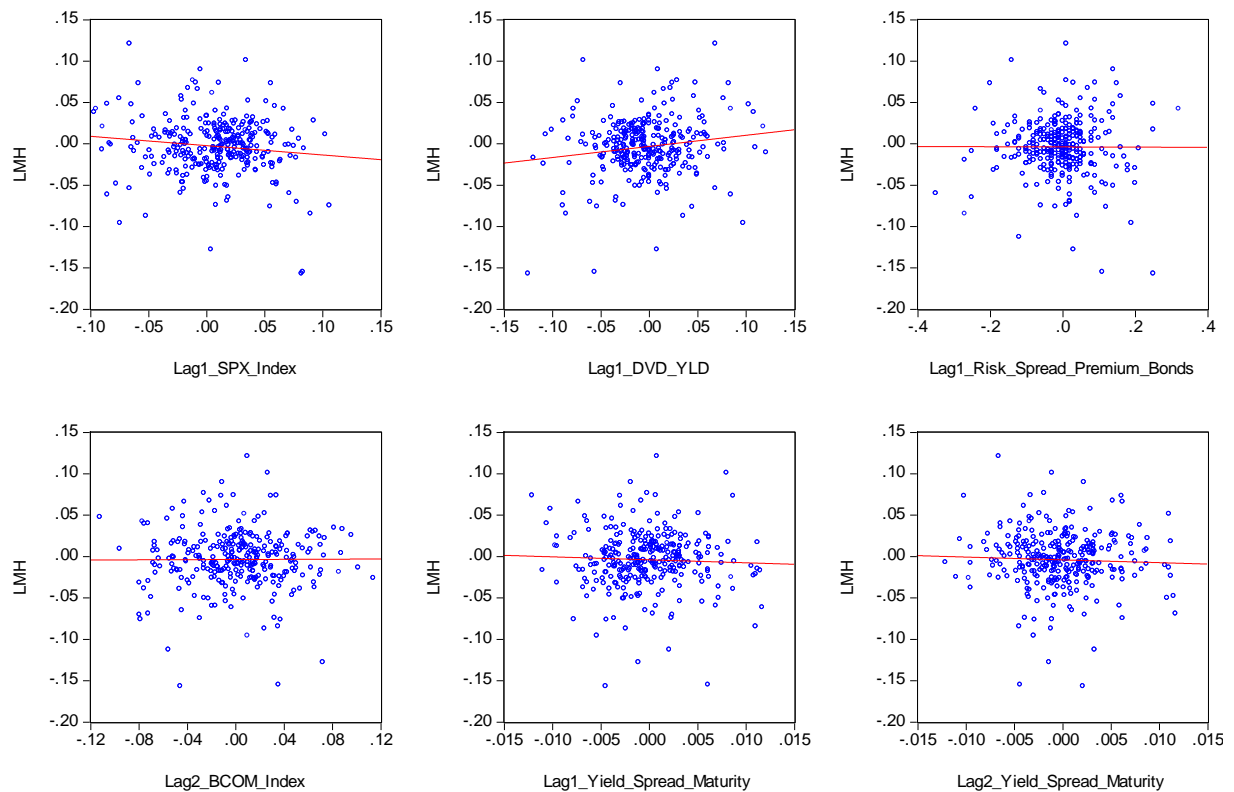


Abbildung 5: Verwendete Streudiagramme des Faktors LMH gegen die Frühindikatoren (Lag 1 und 2).

Streudiagramme des Faktors LMH gegen die Frühindikatoren *Lag1_SPX_Index*, *Lag1_DVD_YLD*, *Lag1_Risk_Spread_Premium_Bonds*, *Lag2_BCOM_Index*, *Lag1_Yield_Spread_Maturity*, *Lag2_Yield_Spread_Maturity*.

3.6.2 Bildung der Multifaktorstrategie

Anhand des in Kapitel 3 beschriebenen methodischen Vorgehens konnte die Multifaktorstrategie mit inkludierter Timing-Komponente für die vorliegende Arbeit konstruiert werden. Hierfür wurde die Microsoft Excel-Datei „Weights_MF“ angelegt. In einem ersten Schritt mussten verschiedene Inputs gewährleistet sein. Einerseits waren dies die Datenpunkte der Frühindikatoren, andererseits die Renditezeitreihen der Faktoren SMB, HML, LMH und WML, jeweils auf täglicher Basis. Um den linearen Zusammenhang der in Kapitel 3.6.1 ausgewählten Streudiagramme sowohl mit Lag 1 als auch mit Lag 2 auf täglicher Basis untersuchen zu können, wurden die Frühindikatoren um 20 - resp. 40 Tage versetzt (es wird angenommen, dass ein Monat im Durchschnitt 20 Handelstagen entspricht). Für die vier zu untersuchenden Faktoren wurde der Zusammenhang zu den entsprechenden Frühindikatoren mittels der Formel „STEIGUNG“ der letzten 250 Datenpunkte ermittelt. In der Lasche „Overview“ wurden die in Kapitel 3.6.1 ermittelten Frühindikatoren mit jeweiligem Lag für

die einzelnen Faktoren eingetragen. Diese wurden entweder mit 1 oder -1 bezeichnet. 1 entspricht einem positiven-, -1 einem negativen Zusammenhang. Für jeden Faktor wurden analog der Rebalancing-Frequenz aus Anhang 2 die entsprechenden linearen Zusammenhänge notiert (jeweils für Lag 1 und 2). In einem nächsten Schritt wurde für jeden Faktor sowie für jedes Umschichtungsdatum überprüft, welche lineare Beziehung zu den Frühindikatoren erfüllt wurde. War der Zusammenhang wie in Kapitel 3.6.1 ermittelt, konnte eine 1 zugeteilt werden, ansonsten eine 0. Für jeden der vier Faktoren konnte somit festgestellt werden, wie viele Zusammenhänge (in % ausgedrückt) für die entsprechende Umschichtung erfüllt wurden (Erfüllungsgrad).

Um schlussendlich an die finale Gewichtung jedes Faktors zu gelangen, wurde der Erfüllungsgrad jedes einzelnen Faktors durch die Summe aller Erfüllungsgrade zu dem entsprechenden Umschichtungszeitpunkt dividiert. Für die Faktoren SMB, HML und WML musste bis zum Rebalancing-Datum 19.05.2000 jeweils 1 von den möglichen 6 zu erfüllenden Zusammenhänge abgezogen werden, da die Zeitreihe Volatilitäts-Risiko-Prämie erst ab dem 03.01.2000 zur Verfügung steht. Die drei ersten Gewichtungsverteilungen wurden manuell anhand der $\frac{1}{n}$ Heuristik durchgeführt, da die linearen Zusammenhänge zu diesem Zeitpunkt noch nicht ermittelt werden konnten.

Für die Erstellung der Renditezeitreihe der Multifaktorstrategie wurden die Gewichtungen der Faktoren mit den entsprechenden Single-Faktorrenditen multipliziert. Anhand der Rebalancing-Logik aus Anhang 2 wurden die Gewichte jeweils neu auf die Faktoren angewandt. Hierbei ist anzumerken, dass mit den Faktor-Renditen die Portfolios gemeint sind, welche diesen Faktor isoliert abbilden. Bei dem Faktor Size sind dies beispielsweise nur die kleinkapitalisierten Unternehmen „small only“. Die Formeln zur Berechnung dieser isolierten Faktorzeitreihen können wie folgt spezifiziert werden:

$$small\ only = \frac{(R_{small\ low}) + (R_{small\ medium}) + (R_{small\ high})}{3} \quad (28)$$

$$high\ only = \frac{(R_{big\ high}) + (R_{small\ high})}{2} \quad (29)$$

$$winners\ only = \frac{(R_{small\ winners}) + (R_{big\ winners})}{2} \quad (30)$$

$$low\ vola\ only = LOWV\ final \quad (31)$$

Zwischen den Umschichtungen wurden die Renditen der Faktoren laufengelassen und nicht täglich mit den Gewichten multipliziert, da es ansonsten einem täglichen Rebalancing gleichkommen würde. Um einen visuellen Überblick über die Single-Faktor-Portfolios geben zu können, werden in Abbildung 16 sowie Abbildung 17 deren Preisentwicklungen indexiert dargestellt (Anhang 6).

4 Resultate

Dieses Kapitel dient dazu, die Regressionsresultate aller Portfolios, der Multifaktorstrategie sowie der Benchmark über den gesamten Untersuchungszeitraum zu untersuchen. Die Analyse der deskriptiven Statistik sowie die Performance-Analyse wurden erstellt, um die aufgestellten Hypothesen evaluieren zu können. Des Weiteren steht in diesem Kapitel ein Modellvergleich des CAPM sowie des erstellten Fünffaktormodells an.

4.1 Deskriptive Statistik

Im folgenden Unterabschnitt wird auf die deskriptive Statistik in Zusammenhang mit den Regressionsportfolios eingegangen, in einem weiteren Schritt dann auf den Modellvergleich des CAPM sowie des erstellten Fünffaktormodells.

4.1.1 Deskriptive Statistik: Faktor-Portfolios

In diesem Unterabschnitt wird die deskriptive Statistik der zwölf analysierten Faktor-Portfoliozeitreihen untersucht, welche in Tabelle 6 in Anhang 7 ersichtlich ist. Die Kennzahlen der deskriptiven Statistik beruhen auf 6520 Beobachtungen.

Für die Berechnungen wurden die täglichen Renditen der Faktor-Portfoliozeitreihen (S/LOW), (S/M), (S/H), (B/LOW), (B/M), (B/H), (LOWV), (HIGHV), (S/LOS), (B/LOS), (S/W) sowie (B/W) herangezogen.

Die höchste Tagesrendite wurde von B/LOS mit 15.51% erzielt, wobei die tiefste an einem Tag gemessene Rendite S/LOS mit -15.08% verzeichnete. Die Zeitreihe, welche ebenfalls die Loser abbildete, jedoch mit einer kleineren Marktkapitalisierung (S/LOS), wich jeweils nur gering von B/LOS ab. So lieferte dieses Portfolio einen Maximalwert von 15.43%.

Werden hingegen die annualisierten Renditen der untersuchten Portfolios herangezogen, offenbart sich ein anderes Bild. Sämtliche Portfolios mit einer kleinen Marktkapitalisierung (S/LOW, S/M, S/H, S/LOS sowie S/W) outperformen die Portfolios, welche basierend auf grosskapitalisierten Unternehmen gebildet wurden (B/LOW, B/M, B/H, B/LOS sowie B/W). Über den gesamten Untersuchungszeitraum verzeichneten die Portfolios mit kleinkapitalisierten Unternehmen eine annualisierte Performance zwischen 9.75% (S/LOW) und 11.71% (S/W). Die entsprechenden Pendants erzielten über dieselbe Periode annualisierte Renditen zwischen 7.9% (B/LOS) und 9.27% (B/W). Die Zeitreihen, welche sich auf den Faktor Low Volatilität fokussieren lagen zwischen den erwähnten Portfolios. Während LOWV auf jährlicher Basis mit 8.87% rentierte, lieferte HIGHV eine Rendite von 10.63% pro Jahr. Der besseren Übersicht wegen, werden die untersuchten Portfolios in Abbildung 6 und Abbildung 7 veranschaulicht. Während erstere Abbildung die Portfolios mit kleinkapitalisierten Aktien, sowie LOWV, abbildet, zeigt Darstellung 7 einerseits die Portfolios, welche

anhand von Titeln mit einer hohen Marktkapitalisierung konstruiert wurden und andererseits HIGHV.

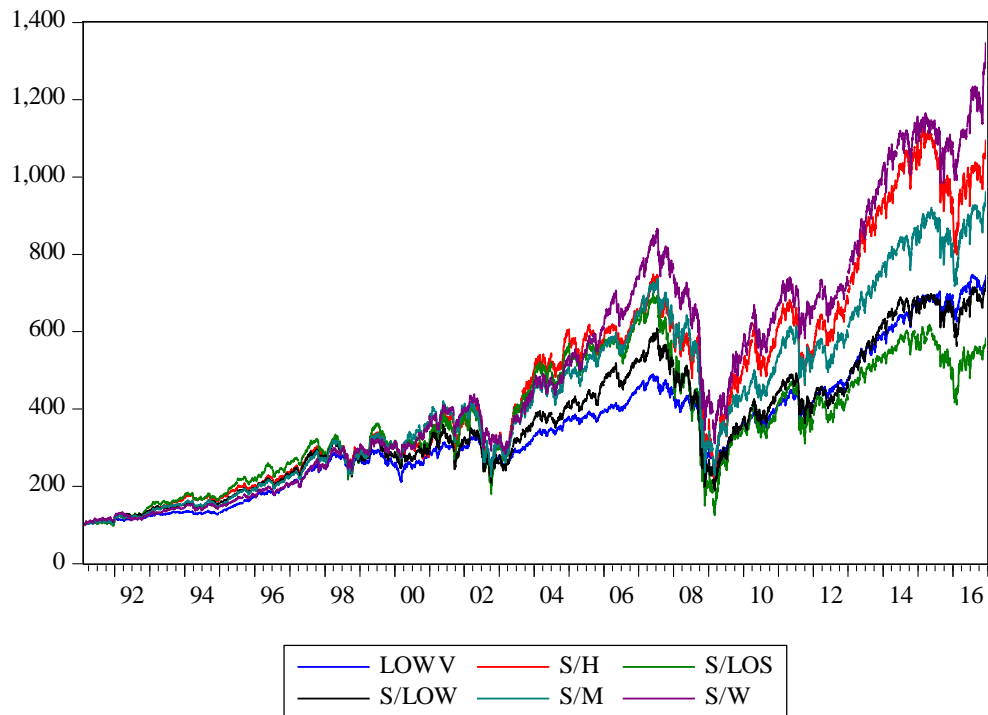


Abbildung 6: Preisentwicklung der Faktor-Portfolios mit kleinkapitalisierten Unternehmen sowie LOWV.

Preisentwicklung der Faktor-Portfolios S/W, S/M, S/LOW, S/LOS, S/H und LOWV (indexiert).

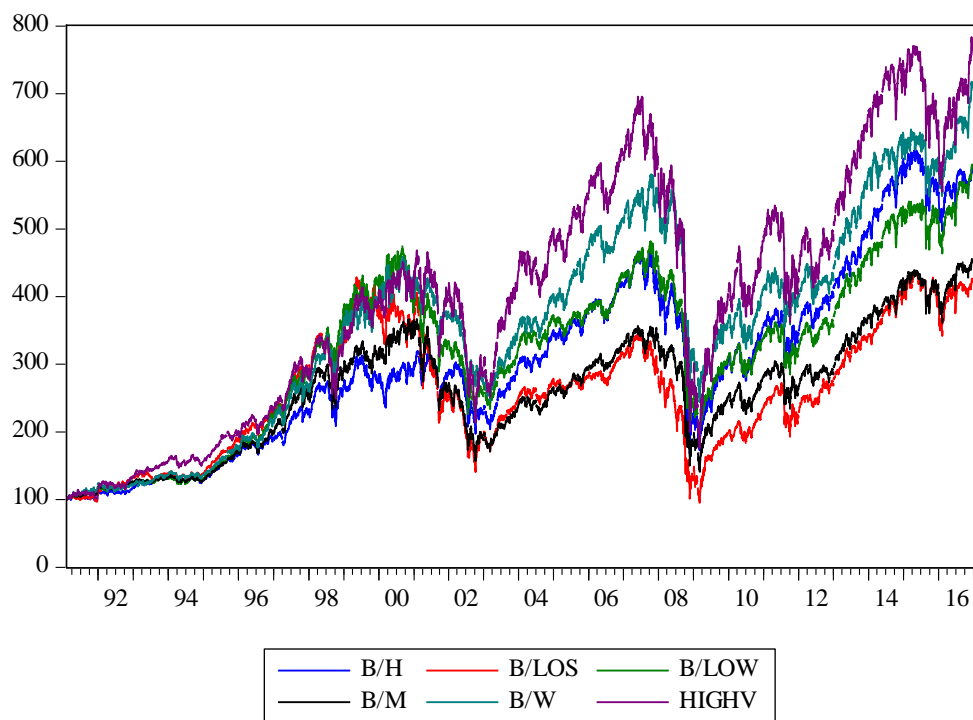


Abbildung 7: Preisentwicklung der Faktor-Portfolios mit grosskapitalisierten Unternehmen sowie HIGHV.

Preisentwicklung der Faktor-Portfolios B/W, B/M, B/LOW, B/LOS, B/H und HIGHV (indexiert).

Zusätzlich kann Tabelle 7 aus Anhang 7 verwendet werden, um die Faktor-Portfolios in unterschiedlichen Subperioden (aufsummierte tägliche Log-Renditen für die untersuchten Jahre) zu betrachten. So ist beispielsweise zu sehen, dass kein Faktor-Portfolio allen Anderen zu jedem Zeitpunkt überlegen war.

Bei der Betrachtung der annualisierten Standardabweichungen wird ersichtlich, dass das Low Volatilitätskonstrukt (LOWV), im Vergleich zu den restlichen Portfolios, den deutlich geringsten Wert aufweist (15.105%). HIGHV, B/LOS, und S/LOS weisen mit Abstand die höchsten annualisierten Volatilitäten auf (23.63%, 21.76% 25.44%). Die Standardabweichungen der beiden letztgenannten Portfolios widerspiegeln in gewisser Hinsicht deren Maximal- sowie Minimalwerte (beide Male verzeichneten sie Höchstwerte). Sollen die Renditen auf risikoadjustierter Basis verglichen werden, kann die Sharpe Ratio herangezogen werden. Die Überrendite der Portfolios mit kleinerer Marktkapitalisierung widerspiegelt sich gegenüber den grosskapitalisierten Unternehmen ebenfalls in höheren Sharpe Ratios. Während S/W beispielsweise einen Wert von 0.61 aufweist, verzeichnet das Portfolio, welches ebenfalls Winners abbildet, jedoch von grosskapitalisierten Titeln, eine Sharpe Ratio von 0.498. Das in der Literatur oft behandelte Thema von höheren risikobereinigten Renditen verschiedener Low- bzw. MinVol-Strategien zeigt sich auch in der vorliegenden Arbeit. LOWV weist mit 0.587 den zweithöchsten Wert auf. Werden die Portfolios mit einem Value-Tilt (B/H, B/LOW, S/H und S/LOW) in den Fokus gerückt, kann kein einheitliches Muster erkannt werden. Während bei den beiden Portfolios mit grosskapitalisierten Aktien ersichtlich wird, dass die Zeitreihe, welche zusätzlich Titel mit einer kleinen Btm berücksichtigt, eine leicht höhere Sharpe Ratio aufweist (B/LOW mit 0.458 vs. B/H mit 0.456), erweist sich S/H mit 0.52 S/LOW mit 0.46 überlegen. Hinsichtlich des Momentum-Tilts kann festgehalten werden, dass Portfolios, welche Winners beinhalten, jeweils höhere Sharpe Ratios aufweisen, als Zeitreihen mit Losern (B/W mit 0.498 vs. B/LOS mit 0.364 und S/W mit 0.611 vs. S/LOS mit 0.391).

Bei der Betrachtung der Schiefe sowie Kurtosis der untersuchten Portfolios zeigen sich für Renditezeitreihen typische Eigenschaften. Sämtliche Konstrukte weisen eine negative Schiefe und hohe Kurtosis Werte auf, was sie deutlich von einer Normalverteilung unterscheiden lässt.

Da die Finanzkrise die Werte des Worst Drawdown sowie der Calmar Ratio verfälschen würden, wurden diese Kennzahlen für die Periode vom 01.01.2009 bis 30.12.2016 berechnet. Dabei zeigt sich, wie der Tabelle 6 zu entnehmen ist, dass LOWV den zweitiefsten Wert aufweist (-0.259). Zudem kann erkannt werden, dass Portfolios mit kleinkapitalisierten Aktien jeweils einen höheren Worst Drawdown bergen, als Zeitreihen mit Titeln, welche eine hohe Marktkapitalisierung aufweisen. Während S/LOS seit 2009 einen MDD von -50.4% hat, liefert B/LOS einen Wert von -35.9%.

Um einen weiteren Risiko-Rendite-Vergleich der untersuchten Portfolios zu erhalten, wurde, wohlwissend, dass diese in der Regel lediglich auf den Renditen der vergangenen 36 Monate berechnet

wird, die Calmar Ratio hinzugezogen. Typischerweise werden Investments mit einer hohen Calmar Ratio favorisiert. So zeigt sich anhand der untersuchten Zeitreihen kein einheitliches Bild. Obwohl die kleinkapitalisierten Unternehmen die Portfolios mit grosskapitalisierten Titeln seit 2009 outperformten, wie dies in Tabelle 6 aus Anhang 7 ersichtlich ist, schlägt sich dies nicht einheitlich in höheren Calmar Ratios nieder. Die Portfolios S/M, S/LOW und S/W weisen jedoch höhere Werte als ihre grosskapitalisierten Pendanten auf (3.78 vs. 3.51, 4.05 vs. 3.6 und 4.09 vs. 3.75). Im Hinblick auf das Low Volatilitäts-Portfolio, LOWV, zeigt sich, wie erwartet, eine höhere Calmar Ratio, als bei HIGHV (3.97 vs. 3.08). Werden die Portfolios, welche den Momentum-Faktor berücksichtigen in den Vordergrund gerückt, offenbart sich, dass die beiden „Winner-Zeitserien“, B/W mit 3.75 und S/W 4.09 deutlich grössere Werte aufweisen als B/LOS mit 3.66 und S/LOS mit 2.55. Soll die „Time under Water“ betrachtet werden, muss der Reziprok der Calmar Ratio berechnet werden, wobei Portfolios mit einem höheren Wert eine entsprechende kürzere Time under Water mit sich bringen als Portfolios mit einer kleinen Calmar Ratio.

Hinsichtlich der Betrachtung des Tracking Errors kann festgehalten werden, dass S/LOS den höchsten Tracking Error verzeichnet (0.103), wobei B/M (0.046) den kleinsten aufweist. Die Mehrrendite der untersuchten Faktor-Portfolios gegenüber der gleichgewichteten Benchmark, EW, und relativiert um das Risiko (gemessen am Tracking Error), wird anhand der Information Ratio beurteilt. Hierbei lässt sich ein deutliches Muster erkennen. Während sämtliche Portfoliokonstruktionen mit grosskapitalisierten Titeln, sowie LOWV, negative Werte aufweisen, verzeichnen die Zeitreihen, welche anhand von kleinkapitalisierten Unternehmen gebildet wurden, sowie HIGHV positive Information Ratios. Den grössten Wert weist S/W (0.32) auf, den tiefsten S/LOW (0.079).

4.1.2 Deskriptive Statistik: Faktoren

Zwecks Übersichtlichkeit wurden Angaben zur deskriptiven Statistik in Zusammenhang mit den Modellfaktoren ebenfalls in Tabelle 6 integriert (Anhang 7).

Der Marktfaktor (S&P500 Index abzüglich des täglichen risikofreien Zinssatzes), RM_RF, weist eine durchschnittliche Rendite von 0.018% auf, was auf annualisierter Basis einer Performance von 4.43% entspricht. Zudem weist der Faktor Markt eine Volatilität von 17.94% per anno auf, was in einer Sharpe Ratio von 0.24 resultiert (Tabelle 6).

Während die Faktoren SMB, HML und WML allesamt positive Durchschnittsrenditen (0.01%, 0.004% und 0.003%) aufweisen, resultiert für LMH über den gesamten Untersuchungszeitraum, eine negative durchschnittliche Performance von -0.017%. Investoren wurden somit über die gesamte Periode nicht für das Investieren in Low Volatilitäts-Aktien entschädigt (Tabelle 6). Dies ist jedoch lediglich eine Aussage über den ganzen Untersuchungszeitraum und kann sich, wie in Abbildung 8 ersichtlich wird, in verschiedenen Marktphasen ändern. Abbildung 8 zeigt den Verlauf

der Renditen der vier Faktoren Size, Value, Momentum und Low Volatilität, indexiert und mit Startwert 100, welche für die Konstruktion der Multifaktorstrategie berücksichtigt wurden.

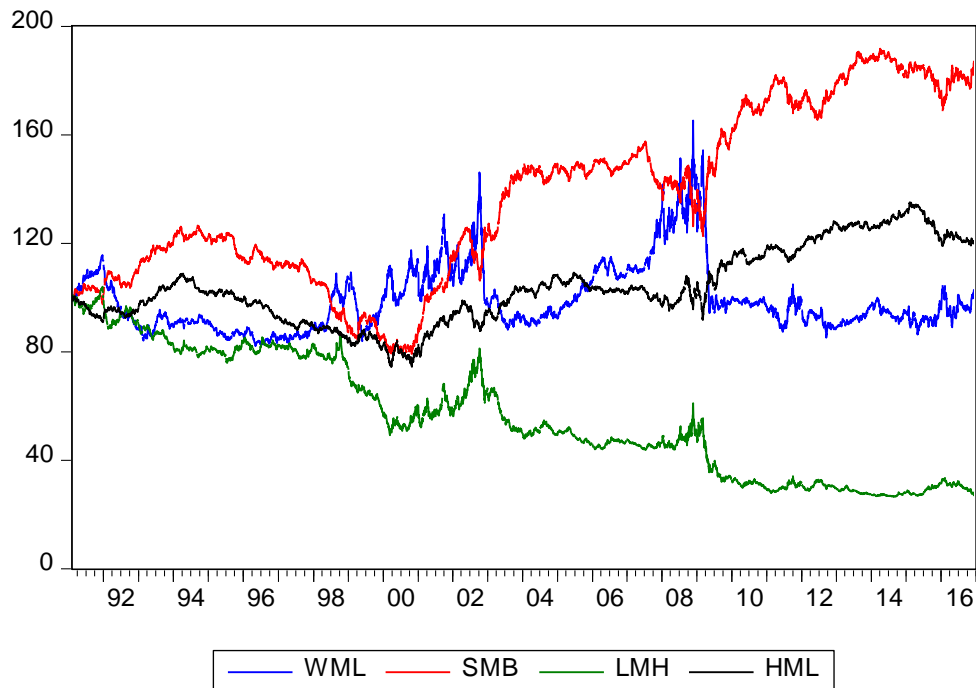


Abbildung 8: Preisentwicklung der Faktoren SMB, HML, WML und LMH (indexiert).

Abbildung 8 kann der negative Verlauf des LMH Faktors entnommen werden, was auch den negativen Wert der Durchschnittsrendite aus Tabelle 6 widerspiegelt. Die negative Entwicklung dieses Faktors ist im Vergleich zur Literatur relativ ungewöhnlich. Wie oben illustriert (Abbildung 8), zeigt sich, dass LMH in Zeiten schwieriger Finanzmärkte eine positive Risikoprämie liefert (Dotcom Bubble 2000 – 2002, Immobilienkrise 2007 – 2008). Dies kann ebenfalls der Tabelle 8 in Anhang 7 entnommen werden. Wie in Abbildung 8 sowie Tabelle 8 dargelegt wird, unterliegen die Renditen der untersuchten Faktoren deutlichen Schwankungen. Die höchste in einem Jahr verzeichnete Rendite erzielte SMB (26.26%), während LMH (-36.66%) die schlechteste Jahresperformance erbrachte. Am geringsten fluktuierten die Jahresrenditen beim Faktor Value (HML), welcher einen Mindestwert von -8.35% bzw. Maximalrendite von 13.29% erzielte. Wie in verschiedenen Forschungsarbeiten bereits festgehalten wurde, kann der Momentum-Faktor sein Vorzeichen sehr schnell ändern. Dies kann ebenfalls Abbildung 8 entnommen werden. Insbesondere in Krisenzeiten (Jahre 2000 bis 2002 und 2007 bis 2008) verzeichnet WML jeweils grosse Schwankungen.

Bei der Betrachtung der Verteilung der Renditen der Faktoren zeigt sich, dass lediglich SMB positiv geneigt ist. Zudem weist dieser Faktor die kleinste Kurtosis auf, weshalb jener von allen untersuchten Faktoren einer Normalverteilung am ähnlichsten kommt.

Werden die annualisierten Standardabweichungen in den Fokus gerückt, zeigt sich, dass der Marktfaktor den deutlich höchsten Wert aufweist (17.94%). Während die Faktoren LMH und WML beinahe dieselbe Volatilität per anno aufweisen (12.27% resp. 12.36%), liegen die Werte bei HML sowie SMB diesbezüglich tiefer, bei 5.73% und 6.89%. Zumindest bei SMB widerspiegelt sich der tiefe Wert der Standardabweichung in der höchsten Sharpe Ratio (0.369). Einziger, negativer Wert der Sharpe Ratio verzeichnete der Faktor LMH, was auf dessen negative annualisierte Rendite zurückzuführen ist.

4.1.3 Deskriptive Statistik: Multifaktorstrategie und Benchmark

Gleich wie für die Faktor-Portfolios sowie Faktoren sind die benötigten Kennzahlen der deskriptiven Statistik der Tabelle 6 in Anhang 7 zu entnehmen. Bei der Betrachtung sämtlicher Werte wird ersichtlich, dass sich die beiden Strategien, MF und EW, äusserst ähnlich sind. Trotz der sehr starken, gleichgewichteten Benchmark sind trotzdem Unterschiede festzumachen. So beispielsweise bei den Minimal- als auch Maximalrenditen. EW erzielte sowohl die maximal als auch minimal gemessene Tagesrendite (11.46% resp. -10.63%). Werden hingegen die annualisierten Renditen betrachtet, weist MF eine um 0.68% pro Jahr höhere Rendite auf als EW (10.38% vs. 9.07%). Abbildung 9 illustriert die Entwicklung der MF-Zeitreihe sowie deren Benchmark, EW, indexiert und mit Startwert 100.

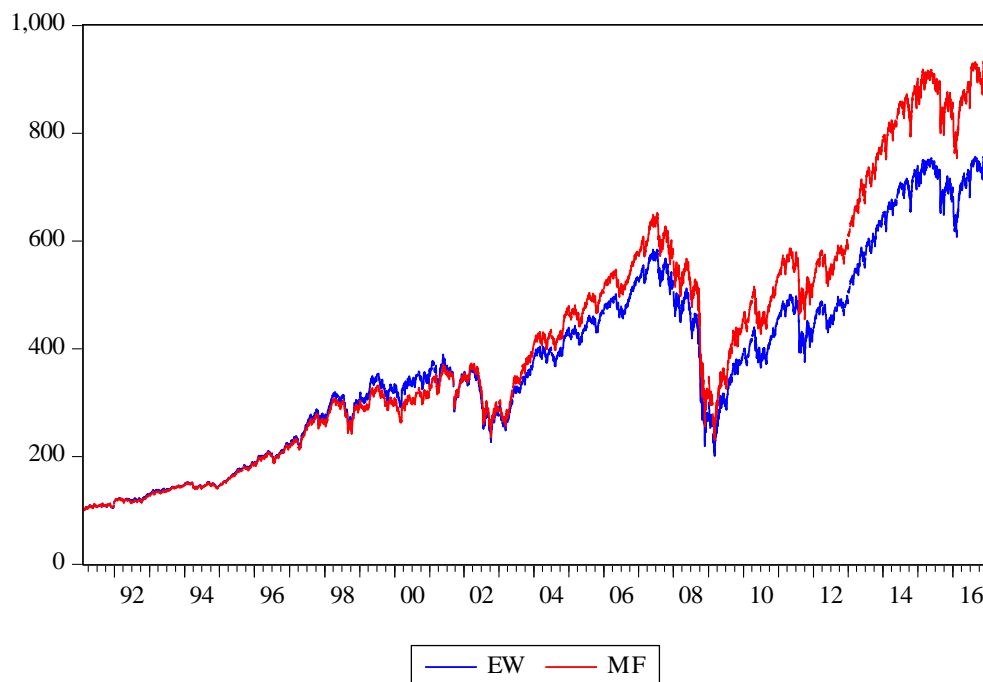


Abbildung 9: Preisentwicklung von MF sowie EW (indexiert).

Im Hinblick auf die annualisierten Standardabweichungen zeigt sich, dass die Multifaktorstrategie einen Wert von 18.39% erbringt, während bei den Renditen der Zeitreihe EW eine Volatilität von

19.03% festzuhalten ist. Die Mehrrendite von MF gegenüber EW schlägt sich ebenfalls in einer höheren Sharpe Ratio von 0.564 nieder. Der Wert der gleichgewichteten Benchmark liegt bei 0.5098. Hinsichtlich der Worst Draw Downs seit dem Jahr 2009 lässt sich lediglich eine minimale Differenz festhalten. MF weist dabei einen Wert von -0.3377 auf, wobei EW leicht tiefer liegt mit -0.3311. Diese Werte liegen zwischen denen der klein- bzw. grosskapitalisierten Faktor-Portfoliozeitreihen. Bei der Betrachtung der Calmar Ratio fällt auf, dass MF einen höheren Wert liefert als EW (3.63 vs. 3.53). Die geringen Unterschiede der beiden untersuchten Zeitreihen MF und EW lassen sich anhand des über den gesamten Untersuchungszeitraum gemessenen geringen Tracking Error von 0.022 erklären. Die Information Ratio der Multifaktorstrategie liegt bei 0.308.

4.2 Regressionsresultate und Diagnostik: CAPM

Die Besprechung der Regressionsresultate der Faktor-Portfolios, Multifaktorstrategie sowie Benchmark, welche anhand des CAPM geschätzt wurden, lehnt sich an die Tabellen 9 und 10 in Anhang 8. Tabelle 9 bezieht sich dabei auf die Faktor-Portfolios, Tabelle 10 auf die Regressionsresultate von MF sowie EW.

4.2.1 Regressionsresultate und Diagnostik: Faktor-Portfolios

Wird Tabelle 9 hinzugezogen, ist ersichtlich, dass sämtliche Modelle als Ganzes jeweils signifikant sind. Dies kann anhand der Signifikanz der jeweiligen F-Statistik erkannt werden, welche für alle Faktor-Portfolios auf dem 99%-Konfidenzniveau besteht.

Des Weiteren kann festgehalten werden, dass sämtliche Alpha-Koeffizienten über den gesamten Untersuchungszeitraum positiv sind. Es muss jedoch angefügt werden, dass sämtliche Faktor-Portfolios, ausser LOWV und S/W, auf dem 99%-Signifikanzniveau insignifikant sind. Während die Alpha-Koeffizienten der Zeitreihen B/W, S/H und S/M eine Signifikanz auf dem 95%-Konfidenzniveau aufweisen, zeigen die Portfolios B/LOW sowie HIGHV geringe Signifikanzen der Alpha-Koeffizienten (90%-Niveau).

Die Analyse des Marktfaktors ergibt, dass dieser bei sämtlichen Faktor-Portfolios hochsignifikant ist. Werden die Portfolios mit klein- sowie grosskapitalisierten Unternehmen verglichen, fällt auf, dass die Koeffizienten bei den Zeitreihen, welche kleinkapitalisierte Titel abbilden tendenziell höher ausfallen. Bei der Untersuchung hinsichtlich des Momentum-Faktors wird ersichtlich, dass der Marktfaktor-Koeffizient bei den Portfolios mit Losern deutlich höher ausfällt als bei den Zeitreihen, welche Winners abbilden. Während der Wert von B/LOS bei 1.1968 liegt, ist der Wert bei B/W 0.9805. Deutlicher fällt das Resultat für die kleinkapitalisierten Portfolios aus. S/LOS weist einen Marktfaktor-Koeffizient von 1.2194 auf, S/W 0.9677 vor. Aus Tabelle 9 kann ebenfalls herausgelesen werden, dass der Marktfaktor bei HIGHV, im Vergleich zu LOWV deutlich höher ist (1.2446 vs. 0.7877).

Um eine Aussage über den Erklärungsgehalt des CAPM treffen zu können, wurde das adjustierte Bestimmtheitsmass (R^2) für die untersuchten Faktor-Portfolios berechnet. Auffällig ist, dass die Portfolios S/H, S/M, S/LOW, S/W sowie S/LOS einen kleineren Erklärungsgehalt liefern als die restlichen untersuchten Portfolios. Den tiefsten Erklärungsgehalt liefert S/LOS mit einem adjustierten R^2 von 0.739. Hinsichtlich der Portfolios, welche den Value-Faktor abbilden, zeigt sich, dass die Portfolios mit einer hohen Btm, B/H und S/H, ein geringeres Bestimmtheitsmass (0.900 resp. 0.773) aufweisen als B/LOW mit 0.951 und S/LOW mit 0.85.

Bei der Untersuchung der Durbin-Watson-Werte, welche herangezogen werden, um das Bestehen von 1. Order Autokorrelationen zu überprüfen, muss festgehalten werden, dass sämtliche untersuchten Zeitreihen Tendenzen zu negativen Autokorrelationen aufweisen, da die Werte, ausser bei B/LOW, jeweils kleiner als 2 sind. Die Durbin-Watson-Werte deuten jedoch nicht auf das Vorhandensein von Autokorrelationen hin, da deren Werte zwischen 1.792 und 2.07 liegen.

Um das geeignetste Modell mittels des Schwarz Criterion zu finden, wird das Portfolio mit dem kleinsten Wert favorisiert. Wie in Tabelle 9 zu erkennen ist, weisen die Zeitreihen, welche kleinkapitalisierte Unternehmen enthalten, tendenziell die kleineren Werte auf, als deren grosskapitalisierten Pendants. Das CAMP scheint für S/LOS am wenigsten geeignet zu sein, die Renditen erklären zu können, da es das grösste Schwarz Criterion aufweist (-6.77) und zudem das geringste Bestimmtheitsmass aller Portfolios zeigt.

4.2.2 Regressionsresultate und Diagnostik: Multifaktorstrategie und Benchmark

In Tabelle 10 sind die Regressionsresultate von MF und EW, welche anhand des CAPM errechnet wurden zu finden (Anhang 8). Es zeigt sich, dass die Alpha-Koeffizienten beider Zeitreihen positiv und auf dem 99%-Konfidenzniveau signifikant sind. Die Analyse des Marktfaktors bescheinigt EW einen leicht höheren Wert (1.0284) als MF mit 0.9802. Beide Marktfaktor-Koeffizienten sind hochsignifikant (99%-Niveau). Im Vergleich zu den in 4.2.1 untersuchten Faktor-Portfolios offenbaren MF sowie EW höhere Werte des Bestimmtheitsmasses (91.44% und 94.01%).

Wie bereits im vorherigen Unterkapitel zu sehen war, kann auch für MF und EW dargelegt werden, dass diese Zeitreihen Tendenzen zu negativer Autokorrelation aufweisen, da deren Durbin-Watson-Werte kleiner als 2 sind. Da sich diese jedoch zwischen 1.8106 und 1.8054 bewegen, deutet dies nicht auf das Vorhandensein von Autokorrelationen hin.

Hinsichtlich des Schwarz Criterion erweist sich EW als geeigneteres Portfolio als MF, da dessen Wert mit -8.822 kleiner ist als -8.534.

4.3 Regressionsresultate und Diagnostik: Erstelltes Fünffaktormodell

Für die Untersuchung der Regressionsresultate der Faktor-Portfolios, Multifaktorstrategie sowie Benchmark, welche anhand des erstellten Fünffaktormodells geschätzt wurden, dienen die Tabellen 11, 12 und 13 in Anhang 9. Die Tabelle mit den Regressionsresultaten der Faktor-Portfolios musste

aufgrund der besseren Übersichtlichkeit in zwei Tabellen unterteilt werden. Während erstere (Tabelle 11) die Resultate der Faktor-Portfolios B/H, B/M, B/LOW, B/W, B/LOS und HIGHV enthält, beinhaltet Tabelle 12 die Auswertungen von S/H, S/M, S/LOW, S/W, S/LOS sowie LOWV.

4.3.1 *Regressionsresultate und Diagnostik: Faktor-Portfolios*

Wie bereits für das CAPM ist auch das erstellte Fünffaktormodell als Ganzes signifikant, was anhand der hochsignifikanten F-Statistiken sämtliche Faktor-Portfolios erkennbar ist.

Die Untersuchung der Alpha-Koeffizienten ergibt, dass lediglich LOWV und B/LOW auf dem 99%-Konfidenzintervall signifikant sind. S/W zeigt eine Signifikanz auf dem 5%- resp. S/H auf dem 10%-Niveau. Die restlichen untersuchten Zeitreihen weisen ebenfalls positive, jedoch insignifikante Alpha-Koeffizienten auf, was bedeutet, dass sie von Null nicht zu unterscheiden sind.

Für den Marktfaktor-Koeffizienten lässt sich für alle untersuchten Faktor-Portfolios festhalten, dass er jeweils einen positiven Renditebeitrag leistet sowie hochsignifikant ist (99%-Konfidenzniveau). Den höchsten t-Wert liefert B/M (1.0086), den kleinsten B/LOS mit 0.9817.

Bei der Analyse des HML-Faktors, offenbart sich, dass sämtliche Koeffizienten auf dem 99%-Konfidenzniveau signifikante Werte aufweisen. Anders als beim Marktfaktor sind die t-Werte nicht für alle Faktor-Portfolios positiv. Die Koeffizienten der Zeitreihen S/LOW sowie B/LOW zeigen negative Vorzeichen (-0.413799 und -0.247432). Zudem kann für den Faktor HML ein Trend hinsichtlich der analysierten Portfolios festgestellt werden. Für B/H beträgt der Koeffizient 0.576818, für B/M nimmt er ab (0.123667) und für B/LOW fällt er ins Negative (-0.247432). Dieses Muster kann auch bei den Portfolios mit kleinkapitalisierten Unternehmen festgehalten werden (0.757366 für S/H, 0.109039 für S/M und -0.413799 für S/LOW). Daraus lässt sich ableiten, dass sich die HML-Koeffizienten mit der Sortierung der Portfolios hinsichtlich der Btm-Ratios in dieselbe Richtung entwickeln. Bei einer hohen Btm-Ratio fällt der HML-Koeffizient positiv und relativ hoch aus, während sich bei tiefen Btm-Ratios über den gesamten Untersuchungszeitraum negative Koeffizienten ergeben. Da der HML-Faktor insgesamt positiv ausfällt, liefern Portfolios mit einer hohen Btm-Ratio eine Überrendite.

Wird der SMB-Koeffizient in den Vordergrund gerückt, ist zu erkennen, dass dieser einzig für B/W insignifikant ist. Auch in diesem Fall ist ein deutliches Muster zu erkennen. Während die t-Werte für sämtliche Zeitreihen, welche grosskapitalisierte Unternehmen beinhalten, negativ sind, zeigen die Portfolios mit kleinkapitalisierten Titeln positive Koeffizienten. Den grössten Wert verzeichnet S/LOW (0.933588), den kleinsten Wert liefert B/H mit -0.137149. Für HIGHV sowie LOWV ist der SMB-Koeffizient in beiden Fällen positiv und beinahe gleich gross (0.421063 und 0.419861). Portfolios mit kleinkapitalisierten Aktien sowie die Zeitreihen HIGHV und LOWV können daher aufgrund des über den gesamten Untersuchungszeitraum positiven Durchschnitts des Faktors SMB einen positiven Renditebeitrag leisten.

Bei der Betrachtung des WML-Faktors zeigt sich, dass einzig die Portfolios S/W und B/W positive t-Werte offenbaren (0.416478 und 0.43578). Alle restlichen Zeitreihen erbringen negative WML-Koeffizienten. Hierbei zeigen, wie erwartet, die Faktor-Portfolios mit den Losern, S/LOS und B/LOS, die kleinsten t-Werte (-0.559489, -0.585804). Überdies ist anzumerken, dass jeweils alle untersuchten WML-Koeffizienten auf dem 99%-Konfidenzniveau signifikant sind. Da der WML-Faktor über die ganze Untersuchungsperiode positiv verlief, führte der Momentum-Effekt bei den Portfolios mit Winner-Aktien zu einer positiven Risikoprämie.

LOWV stellt das einzige Faktor-Portfolio dar, bei welchem der LMH-Koeffizient positiv und hochsignifikant war (0.505263). Die restlichen Zeitreihen, ausser S/M (p-Wert von 0.851), weisen jeweils negative und hochsignifikante t-Werte auf (99%-Konfidenzniveau). Wobei wie erwartet, HIGHV den kleinsten Wert mit sich bringt (-0.484935). Aufgrund des negativen Verlaufs des LMH-Faktors, steuert LOWV aufgrund des negativen Vorzeichens somit einen negativen Renditebeitrag hinzu.

Den Tabellen 11 und 12 im Anhang 8 kann entnommen werden, dass die adjustierten Bestimmtheitsmasse insgesamt sehr hoch sind. Das grösste R^2 zeigt HIGHV (0.982), den kleinsten Wert erbringt das Portfolio S/LOS mit 0.93.

Im Hinblick auf den Durbin-Watson-Test besteht weiterhin keine Tendenz zu Autokorrelationen, da sich die Werte zwischen 1.87 und 2.06 eingliedern. Hinsichtlich des Schwarz Criteria kann dokumentiert werden, dass S/H den kleinsten Wert (-9.634) und S/LOS mit (-8.533) den grössten Wert aufweist.

4.3.2 Regressionsresultate und Diagnostik: Multifaktorstrategie und Benchmark

Der Tabelle 13 aus Anhang 9 kann entnommen werden, dass die Alpha-Koeffizienten sowohl für MF als auch EW positiv und auf dem 99%-Konfidenzniveau signifikant sind. Ebenso muss die Signifikanz, welche für sämtliche Faktor-Koeffizienten auf dem 99%-Konfidenzniveau vorhanden ist, vermerkt werden.

Wird beispielsweise der Marktfaktor in den Vordergrund gerückt, muss festgehalten werden, dass sich die Koeffizienten beider Portfolios nur gering unterscheiden (0.992781 für MF und 0.993516 für EW). Im Fall des SMB-Faktors sind die Werte für beide Portfolios positiv, während sie bei MF, im Vergleich zu EW, jedoch höher ausfallen (0.535386 vs. 0.389912). Im Hinblick auf den Value-Faktor zeigt sich dasselbe Bild. Beide t-Werte fallen positiv aus, jedoch höher für die Multifaktorstrategie. Hinsichtlich des WML-Koeffizienten offenbart sich ein differenziertes Szenario. Während der Momentum-Faktor-Koeffizient von MF positiv ist (0.054157), kristallisiert sich für EW ein Wert mit einem negativen Vorzeichen (-0.051163) heraus, was bedeutet, dass EW nicht von der Momentum-Risikoprämie profitiert. Im Falle des Low Volatilitäts-Faktors offenbart sich, dass MF

einen leicht positiven Wert aufweist, während EW einen leicht negativen Koeffizienten liefert. Dadurch profitiert EW von dieser negativen Renditeprämie.

Werden die Erklärungsgehalte beider Zeitreihen in den Fokus gerückt, zeigt sich, dass EW ein leicht höheres adjustiertes Bestimmtheitsmass aufweist (97.55% vs. 97.12%). Beide Portfolios zeigen zudem ebenfalls keine Anzeichen auf das Bestehen von Autokorrelationen, da deren Werte sich nahe 2 befinden. Im Hinblick auf das Schwarz Criterion stellt das konstruierte Fünffaktormodell das geeignetere Modell für EW dar, da dessen Wert leicht geringer ausfällt als bei MF.

4.4 Vergleich Regressionsresultate CAPM und Fünffaktormodell

Aufgrund der Erweiterung des CAPMs um die Faktoren SMB, HML, WML und LMH konnte das adjustierte Bestimmtheitsmass bei allen Faktor-Portfolios, der Multifaktorstrategie sowie Benchmark gesteigert werden. Während S/LOS bei der CAPM-Regression ein R^2 von 73.9% zeigt, steigert sich selbiges Portfolio beim Fünffaktormodell um 19.1 Prozentpunkte auf 93%.

Im Hinblick auf die Alpha-Koeffizienten muss festgehalten werden, dass die Hinzugabe der erwähnten Faktoren in 9 von 14 Fällen zu einer Erhöhung der p-Werte führte. Dieses Ergebnis ergibt auf den ersten Blick intuitiv Sinn, da durch das Hinzufügen von erklärungskräftigen Faktoren üblicherweise mit einem Rückgang sowie schwindender Signifikanz des Alpha-Koeffizienten gerechnet wird. Da die Achsenabschnitte in beiden Modellen grösstenteils insignifikant waren, kann davon ausgegangen werden, dass diese für die Faktor-Portfolios, MF sowie EW kein ausschlaggebendes Gewicht haben, weshalb in der vorliegenden Arbeit das adjustierte Bestimmtheitsmass herangezogen wird, um den Erklärungsgehalt der beiden Modelle zu vergleichen.

Basierend auf der Zugabe der zusätzlichen Faktoren, Size, Value, Momentum und Low Volatilität, konnten die Durbin-Watson-Werte verbessert werden. Es zeigt sich jedoch auch, dass aufgrund der erzielten Werte weder im CAPM noch im Fünffaktormodell mit Autokorrelationen zu rechnen ist.

Hinsichtlich des Schwarz Criteria erweist sich das Portfolio S/LOS in beiden Regressionsvorgehen als schlechtestes Modell. Zusätzlich ist zu erwähnen, dass EW der Multifaktorstrategie im Hinblick auf das Schwarz Criterion jeweils überlegen war.

4.5 Ergebnisse des Korrelations- und Multikollinearitätstests

In untenstehender Tabelle 1 wird ersichtlich, dass für die untersuchten Faktoren kein Korrelationsproblem vorliegt. Dies, da keine der vorliegenden Korrelationen der Variablen grösser ist als 0.5 (Gujarati & Porter, 2009). Den höchsten Korrelationskoeffizienten weisen die Faktoren WML und LMH, welcher 0.467 beträgt. Ausserdem korrelieren die Variablen SMB und HML mit 0.434. Des Weiteren ist festzuhalten, dass zahlreiche Korrelationspaare negative Werte aufweisen. So beispielsweise HML und LMH (-0.090), HML und RM_RF (-0.025), HML und WML (-0.184), LMH und

SMB (-0.439), WML und RM_RF (-0.283) sowie SMB und WML (-0.369). Auffällig ist zudem die negative Korrelation der Faktoren LMH und RM_RF, welche -0.666 beträgt.

	HML	LMH	RM_RF	SMB	WML
HML	1.000				
LMH	-0.090	1.000			
RM_RF	-0.025	-0.666	1.000		
SMB	0.434	-0.439	0.108	1.000	
WML	-0.184	0.467	-0.283	-0.369	1.000

Tabelle 1: Korrelationsmatrix der Faktoren HML, LMH, RM_RF, SMB und WML.

Darüber hinaus wurden die VIF-Werte für die Faktoren Markt, Size, Value, Momentum sowie Low Volatilität in nachfolgender Tabelle 2 aufgeführt. Gemäss Kutner, Nachtsheim und Neter (2004) liegt keine Multikollinearität vor, sofern die Variance Inflation Factor der untersuchten Variablen kleiner als 10 betragen. Wie in Tabelle 2 ersichtlich wird kann dies für alle Faktoren bejaht werden. Somit kann festgehalten werden, dass für die unten aufgeführten Faktoren Multikollinearität nicht vorhanden ist.

Variable	Koeffizienzvarianz	VIF (unzentriert)
HML	0.0001480	1.2601980
LMH	0.0000666	2.5930640
RM_RF	0.0000234	1.9452990
SMB	0.0001370	1.6817270
WML	0.0000340	1.3445240

Tabelle 2: Variance Inflation Factor (VIF) der Faktoren HML, LMH, RM_RF, SMB und WML.

4.6 Performancevergleich Multifaktorstrategie und Benchmark

4.6.1 Vergleich mit Benchmark (EW)

Um die Fähigkeit der Multifaktorstrategie einordnen zu können, muss sie mit einer adäquaten Benchmark (EW) verglichen werden. Dies einerseits anhand von Rendite- und Risikokennzahlen über den gesamten Zeitraum sowie einzelne Subperioden (Jahre). Die Tabellen 14 und 15 (Anhang 10) zeigen die erzielten Renditen sowohl von MF als auch EW auf monatlicher sowie jährlicher Basis. Um einen adäquaten Renditevergleich anstellen zu können, wurde Tabelle 16 (Anhang 10) analog den eben erwähnten Tabellen 14 und 15 kreiert, welche die Über- bzw. Unterrendite von MF zu EW darstellt (Rendite MF – Rendite EW).

Über den gesamten Zeitraum betrachtet, erweist sich die Multifaktorstrategie der Benchmark im Hinblick auf den Total Return überlegen. MF erwirtschaftet in der Periode von 07.02.1991 bis 30.12.2016 einen Total Return von 268.9%, während EW eine Performance von 251.1% zeigt (Tabelle 6 in Anhang 7). Dies unterstreicht auch die Preisentwicklung der beiden Strategien, was der Abbildung 9 zu entnehmen ist. Hinsichtlich der annualisierten Renditen zeigt sich, dass MF eine jährliche Performance von 10.38% liefert, während EW einen Wert von 9.7% aufweist. Überdies kann für MF eine tiefere annualisierte Volatilität festgehalten werden (18.39% vs. 19.03%). Über den gesamten Untersuchungszeitraum schlägt sich die Überrendite, die geringere annualisierte Standardabweichung sowie die höhere annualisierte Rendite in einer grösseren Sharpe Ratio für MF nieder. Während EW eine Sharpe Ratio von 0.5098 aufbringt, liegt sie für MF bei 0.5645. Um einen weiteren risikoadjustierten Vergleich beider Strategien anstellen zu können, wurde die Calmar Ratio herangezogen. Dabei zeigt sich, dass MF eine Calmar Ratio von 3.692 aufweist, EW 3.529. Im Hinblick auf den Worst Drawdown wäre EW leicht zu favorisieren, da dessen Wert leicht tiefer ist, als bei MF (-0.3311 vs. -0.3377).

Wie in den Tabellen 14, 15 und 16 ersichtlich wird, war keine der beiden Strategien der Anderen zu jedem Zeitpunkt überlegen. Es zeigt sich jedoch ebenfalls, dass EW lediglich in 7 von 26 Jahren eine bessere Performance verzeichnet als MF (Jahre 1992, 1995-1999 und 2005). Insgesamt können für die Multifaktorstrategie 4 Jahre mit einer negativen Rendite gezählt werden (1994 mit -0.46%, 2002 mit -16.62%, 2008 mit -47.01% und 2015 mit -3.77%), wobei das Jahr 2008 gleichzeitig der schlechtesten Jahresperformance gleichkommt. Die beste in einem Jahr erzielte Rendite kann für MF für das Jahr 2009 notiert werden (38.26%). Für die Benchmark werden insgesamt 6 Jahresrenditen mit negativem Vorzeichen gezählt (1994 mit -0.75%, 2002 mit -19.56%, 2007 mit -0.91%, 2008 mit -49.81%, 2011 mit -1.62% und 2015 mit -4.4%). Der Maximalwert liegt bei 37.73% (2009), die kleinste Performance -49.81% (2008).

Des Weiteren kann in Tabelle 16 festgehalten werden, dass die jeweilige Über- resp. Unterperformance geringen Schwankungen unterliegen und in der Regel klein ausfallen. So erwirtschaftet MF, über 26 Jahre betrachtet, ein durchschnittliches Alpha von 0.68%. Die grösste Überrendite wurde im Jahre 2001 verzeichnet (6.7%), die höchste Underperformance im Jahr 1999 mit -4.03%. Interessant ist zu betrachten, dass MF die grössten Alphas in turbulenten Marktphasen zeigt. Beispielsweise in den Jahren 2001 bis 2003, mit einer summierten Überrendite von 13.4% sowie zwischen 2007 und 2008 (4.8%).

5 Schlussfolgerungen

Dieses Kapitel der vorliegenden Arbeit umfasst eine Zusammenfassung der erarbeiteten Ergebnisse sowie der gewonnenen Erkenntnisse.

5.1 Zusammenfassung der Regressionsresultate

Untersuchungsgegenstand für die Durchführung der Regressionen waren die täglichen Renditen während des Zeitraums vom 07.02.1991 bis 30.12.2016 der Faktor-Portfolios, Multifaktorstrategie sowie der Benchmark, welche basierend auf den Unternehmen des S&P500 Index konstruiert wurden. Um die Aussagekraft des für die vorliegende Arbeit erstellten Fünffaktormodells nachweisen zu können, wurden die Regressionen einerseits anhand des CAPM sowie des erwähnten Fünffaktormodells durchgeführt. Insbesondere wurde das Augenmerk für den Vergleich der beiden Modelle auf das adjustierte Bestimmtheitsmass gelegt. Hierbei kann festgehalten werden, dass die Einführung des Fünffaktormodells bei allen untersuchten Faktor-Portfolios, MF sowie EW zu einer Verbesserung des Erklärungsgehaltes geführt hat. Während S/LOS im CAPM-Framework ein adjustiertes Bestimmtheitsmass von 73.9% aufweist, konnten die Renditen derselben Strategie bei der Anwendung des Fünffaktormodells zu 93% erklärt werden. Den grössten Wert des adjustierten Bestimmtheitsmasses offenbart das Faktor-Portfolio HIGHV, welches über 98% der Renditen anhand des Fünffaktormodells erklären kann. Eine Steigerung des adjustierten Bestimmtheitsmasses durch den Modellwechsel von CAPM auf ein Multifaktormodell entspricht den Resultaten einer grossen Mehrheit von vergleichbaren Forschungsarbeiten auf diesem Gebiet.

Bei der Analyse der Faktoren müssen drei Aspekte beachtet werden: Die Signifikanz der Faktorkoeffizienten, deren Werte und Vorzeichen sowie die Durchschnittswerte (Renditebeiträge) der Faktoren selbst:

- In Übereinstimmung mit der Literatur ist der Koeffizient des Marktfaktors des CAPM jeweils hochsignifikant. Dies kann auch beim erstellten Fünffaktormodell bestätigt werden. Des Weiteren muss festgehalten werden, dass die Alphas für die meisten Faktor-Strategien sehr nahe bei null liegen und insignifikant sind. Die Erweiterung des CAPM um die Faktoren SMB, HML, WML und LMH, führte zudem zu einer Erhöhung der p-Werte der Alpha-Koeffizienten. Dieses Ergebnis ergibt intuitiv Sinn, da beim Hinzufügen von aussagekräftigen Faktoren von einer Abnahme sowie schwindender Signifikanz der Alpha-Koeffizienten ausgegangen wird. Die Signifikanz sämtlicher Faktor-Portfolios, ausser für B/W, ist auf dem 99%-Konfidenzniveau gegeben. Für den Grossteil der restlichen untersuchten Faktoren kann dasselbe behauptet werden. Lediglich der Faktor LMH für S/M ist nicht signifikant. Dies deckt sich mit der Arbeit von Urbán und Ormos (2012), welche den vier Faktoren SMB, HML, WML sowie RM_RF anhand eines Samples, welches den S&P500 Index über die Jahre 1996 bis 2012 umfasst, ebenfalls eine hohe Signifikanz bescheinigt. Während die

Faktoren Size, Value und Momentum in der Literatur nicht durchgehend signifikante Resultate aufweisen, gibt es zahlreiche Forschungsarbeiten, welche dem SMB-Koeffizienten eine geringe Signifikanz nachsagen, was in der vorliegenden Arbeit jedoch nicht bestätigt wird. Beach (2013) hat ebenfalls den S&P500 Index für seine Analyse herangezogen und kam zum Schluss, dass lediglich der WML-Faktor signifikant war. Dabei ist jedoch zu erwähnen, dass die Untersuchungsperiode lediglich die Jahre 2010 und 2011 abdeckt.

- Werden die Werte und Vorzeichen der Faktor-Koeffizienten der untersuchten Faktor-Portfolios in den Vordergrund gerückt, lassen sich klare und intuitiv nachvollziehbare Muster erkennen. Die Koeffizienten scheinen eine Abhängigkeit von den Merkmalen der jeweiligen Portfolios mit sich zu bringen. So kann dies beispielsweise für den HML-Koeffizienten festgehalten werden. Während der HML-Koeffizient für das Faktor-Portfolio B/H positiv war und für B/M abnahm, fiel er für B/LOW ins Negative. Dasselbe Muster ist auch für die Portfolios mit kleinkapitalisierten Unternehmen, S/H, S/M und S/LOW, niederzuschreiben. Auch für die restlichen Faktoren sind klare Trends festzumachen. Für den SMB sind die Vorzeichen für die Faktor-Portfolios mit grosskapitalisierten Aktien negativ, für die kleinkapitalisierten Zeitreihen positiv. Hinsichtlich des Faktors WML wird ersichtlich, dass lediglich die beiden Portfolios, welche die Winner abbilden, S/W und B/W positive WML-Koeffizienten zeigen. Wird hingegen der Faktor LMH in den Vordergrund gerückt, offenbart sich, dass lediglich die Zeitreihe LOWV einen positiven Koeffizienten aufweist.
- Die für die vorliegende Arbeit berechneten Durchschnittswerte der Faktoren basieren auf täglichen Renditen. Für die Faktoren SMB, HML und WML fielen die Durchschnittswerte positiv aus, LMH erweist sich über den gesamten Untersuchungszeitraum als negativ. Obwohl die Literatur für alle Faktoren überwiegend von positiven Durchschnittswerten berichtet, gibt es ebenso negative Werte, wie in der Arbeit von Beach (2013), welcher einen negativen WML-Faktor nachwies. Cakici und Tan (2012) sowie Fama und French (2012) haben in ihren Resultaten gezeigt, dass der Momentum-Effekt bei Aktien mit abnehmender Markkapitalisierung ebenso abnimmt, was in der vorliegenden Arbeit ebenfalls repliziert werden konnte (Tabelle 11 und Tabelle 12).

5.2 Zusammenfassung des Performancevergleichs (MF und EW)

Tabelle 6 in Anhang 7 gibt Aufschluss über eine Vielzahl von deskriptiven Kennzahlen der beiden Strategien MF sowie EW. Dabei ist zu erkennen, dass MF der gleichgewichteten Benchmark, EW, hinsichtlich Total Return sowie annualisierter Rendite überlegen ist. Während MF einen Total Return von 268.9% bzw. eine jährliche Rendite von 10.38% erwirtschaftet, weist EW eine Gesamtperformance von 251.1% sowie 9.7% auf jährlicher Basis auf. Aufgrund der zusätzlich tieferen annualisierten Volatilität von MF, im Vergleich zu EW, reüssiert erstere Strategie zudem eine höhere

Sharpe Ratio (0.5645 vs. 0.5098). Werden die Worst Drawdowns in den Vordergrund gerückt, wird ersichtlich, dass die Benchmark einen leicht tieferen Wert als die Multifaktorstrategie aufweist.

Des Weiteren kann nachgewiesen werden, dass keine Strategie der Anderen zu jedem Zeitpunkt überlegen ist, was anhand der Werte aus den Tabellen 14, 15 und 16 ersichtlich wird. Trotz dieser Erkenntnis muss zudem festgehalten werden, dass EW in lediglich 7 der 26 untersuchten Jahre eine höhere Jahresperformance liefert als MF. Ausserdem erweist sich MF in kritischen Marktphasen hinsichtlich der Rendite als geeignetere Strategie, was anhand den Alphas aus Tabelle 16 zu entnehmen ist. Obwohl die gleichgewichtete Benchmark eine starke Vergleichsgrösse darstellt, konnte mittels empirischer Daten nachgewiesen werden, dass die Multifaktorstrategie anhand von Timing-Komponenten in der Lage ist, höhere Renditen zu erwirtschaften.

5.3 Fazit

Mittels OLS-Regressionen können signifikante Size-, Value-, Momentum- sowie Low Volatilitäts-Effekte auf dem amerikanischen Aktienmarkt über den Zeitraum 07.02.1991 bis 30.12.2016 nachgewiesen werden. Basierend auf verschiedenen Frühindikatoren, welche für jeden Faktor aufgrund deren statistischen Zusammenhänge ausgewählt wurden, wird eine Multifaktorstrategie konstruiert, welche in der Lage ist, eine wissenschaftlich fundierte Überrendite gegenüber einer gleichgewichteten Benchmark zu erwirtschaften. Dies insbesondere in Zeiten hektischer Aktienmärkte, da MF zusätzlich auf „LOWV only“ zugreifen kann, welche Aktien mit einer tiefen historischen Volatilität berücksichtigt. Die Multifaktorstrategie ist funktionsfähig und pragmatisch-effizient und kann in der realen Welt für deren zukünftige Umsetzung mit inkludierter Timing-Komponente für die amerikanischen oder weltweiten Aktienmärkte eingesetzt werden. Entsprechend wurde die für die vorliegende Arbeit gesetzte Zielsetzung erreicht. Deren wichtigsten Erkenntnisse können wie untenstehend zusammengefasst werden:

- Die adjustierten Bestimmtheitsmasse können durch die Erweiterung des CAPM, um die Faktoren SMB, HML, WML und LMH deutlich gesteigert werden. Die Alphas der Faktor-Portfolios sind in beiden Modellen mehrheitlich nahe bei null und insignifikant.
- Sämtliche untersuchten Faktor-Koeffizienten des erstellten Fünffaktormodells sind mehrheitlich hochsignifikant. Zudem muss erwähnt werden, dass über die gesamte Untersuchungsperiode deutliche Faktoreffekte zu erkennen sind. Während die Faktoren SMB, HML und WML positive durchschnittliche Risikoprämien liefert, ist der Durchschnittswert des LMH-Koeffizienten negativ. Des Weiteren ist festzuhalten, dass keiner der analysierten Faktoren in allen Subperioden (Jahre) stets positive Werte aufweist.
- Am deutlichsten fällt der Size-Effekt aus mit einer annualisierten Rendite von 2.45%.

- Die Werte der Durbin-Watson-Tests zeigen weder beim CAPM noch beim Fünffaktormodell Anzeichen für das Vorhandensein von 1. Order Autokorrelationen.
- Im Hinblick auf die Modellspezifikationen des CAPM sowie des Fünffaktormodells schneidet (die Beurteilung findet anhand des Schwarz Criterion statt) EW jeweils besser ab als die Multifaktorstrategie.
- Anhand der Gewichtungen der Multifaktorstrategie, welche basierend auf den Regressionsresultaten der Frühindikatoren erstellt wurden, war MF in der Lage die gleichgewichtete Benchmark um 68 Basispunkte pro Jahr zu schlagen und dies bei geringerer Standardabweichung. Dies spricht für die Annahme, dass mit der Multifaktorstrategie der vorliegenden Arbeit Markteffizienzen ausgenutzt wurden und gegen den klassischen Erklärungssatz von Preisanomalien, bei welchem höhere eingegangene Risiken mit höheren Renditen entschädigt werden müssen.

5.4 Beantwortung der Forschungsfragen

Die erste Forschungsfrage der vorliegenden Arbeit befasst sich mit der Frage, ob die erstellte Multifaktorstrategie mit inkludierter Timing-Komponente in der Lage sei, eine gleichgewichtete Benchmark über den gesamten Untersuchungszeitraum sowie in einzelnen Subperioden hinsichtlich des Total Returns sowie risikoadjustierter Performance zu schlagen. Aufgrund der erwähnten Resultate (höherer Total Return, höhere annualisierte Rendite sowie höhere Sharpe Ratio der Multifaktorstrategie) kann diese Forschungsfrage bejaht werden. Das Timen der Faktoren Size, Value, Momentum und Low Volatilität führte im Vergleich zu EW zu einer Überrendite.

Die zweite Forschungsfrage ging der Frage nach, ob das für diese Arbeit erstellte Fünffaktormodell besser in der Lage ist die Aktienrenditen der Faktor-Portfolios, Multifaktorstrategie sowie Benchmark zu erklären als das CAPM. Um diese Forschungsfrage beantworten zu können, wurden die Werte des adjustierten Bestimmtheitsmasses herangezogen. Hierbei kann festgehalten werden, dass die Einführung der zusätzlichen Faktoren SMB, HML, WML und LMH bei allen Faktor-Portfolios, MF sowie EW zu einer Erhöhung geführt hat, was darauf hindeutet, dass das Fünffaktormodell besser geeignet ist Aktienrenditen zu erklären, als das CAPM. Somit kann ebenso die zweite Forschungsfrage der vorliegenden Arbeit bejaht werden.

5.5 Hypothesenevaluation

Die in dieser Arbeit aufgestellte Hypothese besagt, dass die Multifaktorstrategie mittels Timing-Komponente die gleichgewichtete Benchmark hinsichtlich der erzielten Performance sowie risikobereinigten Renditen schlägt. Über den gesamten Untersuchungszeitraum von 07.02.1991 bis 30.12.2016 war MF in der Lage, eine um 0.68% grössere Rendite zu erwirtschaften als dies EW gelang. Zudem muss festgehalten werden, dass dies bei einer geringeren Volatilität erreicht wurde,

was schlussendlich in einer höheren Sharpe Ratio von MF resultiert. Die in der vorliegenden Arbeit gelieferten Resultate stützen somit die aufgestellte Hypothese.

5.6 Handlungsempfehlung

Da Finanzinvestitionen oftmals komplexe Entscheidungen sind und Anlageempfehlungen von Analysten kritisch hinterfragt werden sollten, kann ein systematischer Ansatz, welcher basierend auf verschiedenen Frühindikatoren die Gewichtungen der einzelnen Faktoren festlegt, eine adäquate Alternative bieten. Mittels der in Microsoft Excel konstruierten Multifaktorstrategie ist ein Investor in der Lage, von den Faktoren Size, Value, Momentum sowie Low Volatilität, die sich in verschiedenen Marktphasen unterschiedlich entwickeln, zu profitieren. In Bezug auf die zu verfolgende Multifaktorstrategie soll auf die konstante Überrendite über der gleichgewichteten Benchmark sowie insbesondere auf den Mehrertrag des SMB-Faktors während des gesamten Untersuchungszeitraums hingewiesen werden. Es ist jedoch anzumerken, dass der Einsatz der untersuchten Faktoren mit Vorsicht zu genießen ist, da die Vorzeichen dieser, trotz eines beispielsweise positiven Durchschnitts laufend ändern können. Insgesamt erweist sich die Abweichung von einer gleichgewichteten Benchmark als erfolgreich. Auch konnte sich der Wert von MF nach Preiszusammenfällen jeweils schnell wieder erholen und an den daraufhin steigenden Aktienmärkten partizipieren.

Ein Nachteil einer „Long-only“-Aktienstrategie ist, dass die negativen Marktentwicklungen voll mitgemacht werden, da keine Short Positionen eingegangen werden dürfen. In einer weiterführenden Arbeit wäre es deshalb sinnvoll, denn Einfluss von Short Positionen, beispielsweise mittels eines Future overlays, zu untersuchen, um nachweisen zu können, ob in Krisenzeiten dadurch einen Performancerückgang minimiert werden kann. Überdies wurden Transaktionskosten in dieser Arbeit vernachlässigt, was bei einer Berücksichtigung die erzielte Überrendite zu EW schmälern würde. Anhand von Turnover-Optimierungen kann diesem negativen Aspekt entgegengewirkt werden. Ferner sollten die Punkte der kritischen Würdigung im nächsten Abschnitt beachtet werden.

5.7 Kritische Würdigung

In der vorliegenden Arbeit konnten aufgrund statistischer Analysen Faktoreffekte auf dem amerikanischen Aktienmarkt identifiziert und eine funktionierende Multifaktorstrategie, welche verschiedene Frühindikatoren berücksichtigt, konstruiert werden. Bei der Interpretation der Regressionsresultate sollten jedoch folgende Punkte beachtet werden:

- Trotz der weitgehend signifikanten Faktor-Koeffizienten, liegen zahlreiche Forschungsarbeiten vor, welche den untersuchten Faktoren keine Signifikanz belegen. Auch zu den Vorzeichen der durchschnittlichen Faktorrenditen kursieren unterschiedliche Resultate. Dies insbesondere beim Faktor LMH der vorliegenden Arbeit. Andere Studien weisen einen positiven Durchschnittswert dieses Faktors aus. Es ist jedoch anzumerken, dass die Ergebnisse stark von der gewählten Untersuchungsperiode, des gewählten Aktienmarktes sowie der

verwendeten Methodologie abhängen. Die vorliegende Arbeit hat zudem keine neuen Erklärungssätze für das Bestehen von Faktoreffekten geliefert.

- Im Hinblick auf die Regressionsanalysen ist anzumerken, dass Kalendereffekte nicht berücksichtigt wurden. Diese Effekte könnten jedoch weitere Hinweise zur Erklärung der Aktienmarkttrenditen liefern.
- Carhart (1997) inkludiert für die Analyse des Momentum-Effekts ein bestimmtes Lag (einen Monat bei jährlicher Umschichtung). Dies wird bewerkstelligt, um allfällige statistische Verzerrungen zu minimieren. Dieses statistische Rauschen kann in den untersuchten Regressionsresultaten teilweise beinhaltet sein.
- Die Performanceberechnung der Multifaktorstrategie vernachlässigt, wie bereits erwähnt, anfallende Transaktionskosten. Bei vierteljährlicher Umschichtung sollten diese jedoch nicht unterschätzt werden wie Abbildung 18 in Anhang 11 zeigt.

5.8 Ausblick

In der vorliegenden Arbeit wurde eine Vielzahl von Forschungsarbeiten behandelt und analysiert. Diese beinhalten jedoch nur einen kleineren Teil eines breitgefassten Themengebietes der Aktienfaktoren, welche ebenfalls behandelt werden könnten.

Hinsichtlich der angestellten Regressionen könnte sich eine fortführende Arbeit damit befassen, die hier erarbeiteten Resultate zu replizieren und zu untersuchen, wie sich der Erklärungsgehalt des Carhart-Vierfaktormodells im Vergleich zum erstellten Fünffaktormodell entwickelt hätte.

Die in dieser Arbeit verfolgte Methodologie der Sortierung der im S&P500 Index enthaltenen Aktien würde sich auch für weitere Arbeiten anbieten. Es könnten jedoch zudem feinere Portfolios anhand verschiedener Perzentile konstruiert werden. Beispielsweise könnte das bestehende Multifaktormodell um weitere Faktoren erweitert werden (beispielsweise um den Dividend Yield). Zudem könnten zusätzliche Frühindikatoren berücksichtigt und in verschiedenen Subperioden untersucht werden.

Insbesondere sind weitere Untersuchungen des LMH-Faktors zu begrüßen, um dessen negativen Verlauf zu analysieren. Dieser Faktor könnte ebenso anhand eines Minimum-Volatilitäts-Ansatzes konstruiert werden.

Des Weiteren könnten die Unternehmen des S&P500 Index auf mögliche Spin-Offs, Merger und Akquisitionen oder weitere Corporate Actions untersucht werden, um die Datenbereinigung noch detaillierter miteinzubeziehen.

Literaturverzeichnis

- Ajili, S. (2003). *The Capital Asset Pricing Model and the Three Factor Model of Fama and French Revisited in the Case of France*. CEREG-University of Paris Dauphine. Paris: CEREG-University of Paris Dauphine.
- Amenc, N., El Bied, L., & Martinelli. (2002). Evidence of Predictability in Hedge Fund Returns and Multi-Style Multi-Class Tactical Style Allocation Decisions. *Financial Analyst Journal*, 16(1).
- Anderson, R. (1997). *A Large versus Small Capitalization Relative Performance Model*. Burr Ridge: Irwin.
- Ang, A., Hodrick, R. J., Xing, Y., & Zhang, X. (2006). The Cross-Section of Volatility and Expected Returns. *Journal of Finance*, 61(1), 259–299.
- Ang, A., Hodrick, R. J., Xing, Y., & Zhang, X. (2009). High idiosyncratic volatility and low returns : International and further U.S. evidence. *Journal of Financial Economics*, 23(1).
- Annaert, J., Crombez, J., Spinel, B., & Van Holle, F. (2002). *Value and Size Effect: Now You See It, Now You Don't*. Ghent University. Ghent: Ghent University.
- Aronson, D. R. (2011). *Evidence-Based Technical Analysis : Applying the Scientific Method and Statistical Inference to Trading Signals*. Hoboken : Wiley.
- Bachelier, L. (1900). Theory of speculation. *Annales de l'Ecole Normale Supérieure*, 27, 21-86.
- Ball, R. (1978). Anomalies in Relationships Between Securities' Yields and Yield-surrogates. *Journal of Financial Economics*, 6(2/3), 103–126.
- Banz, R. W. (1981). The Relationship Between Return and Market Value of Common Stocks. *Journal of Financial Economics*, 9, 3–18.
- Bartholdy, J., & Peare, P. (2005). Estimation of Expected Return: CAPM vs. Fama and French. *International Review of Financial Analysis*, 14, 407–427.
- Barucci, E. (2003). *Financial Markets Theory*. London: Springer-Verlag London.
- Basu, S. (1983). The Relationship Between Earnings' Yield, Market Value and Return for NYSE Common Stocks. *Journal of Financial Economics*, 12, 129–156.
- Beach, S. L. (2013). *The Fourth Factor: Tracking Momentum Exposure in Beta Returns*. CFA Institute. Charlottesville: CFA Institute.
- Bender, J., Briand, R., Melas, D., & Subramanian, R. A. (2013). Foundations of Factor Investing. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2543990>
- Bhatnagar, C. S., & Ramlogan, R. (2012). *The Capital Asset Pricing Model Versus the Three Factor Model*. The University of the West Indies. Trinidad: The University of the West Indies.
- Black, F., Jensen, M., & Scholes, M. (1972). *The Capital Asset Pricing Model: Some Empirical Tests*, in M.C. Jensen, *Studies in the Theory of Capital Markets*. New York: Praeger.

- Blackwell, M. (2008). *Multiple Hypothesis Testing: The F-Test*. Working Paper. Harvard: Harvard University.
- Blitz, D., van Vliet, P. (2007). The Volatility Effect: Lower Risk Without Lower Return. *Journal of Portfolio Management*, 102–113.
- Blitz, D., Falkenstein, E., & van Vliet, P. (2014). Explanation of the Volatility Effect : An Overview based on the CAPM Assumptions. *The Journal of Portfolio Management*, 40(3), 61–76.
- Bloomberg, L. P. (2017). *Preis-, Fundamental- und Memberdaten im Zeitraum 31.01.1991 bis 30.12.2016*. Abgerufen Februar bis April 2017 aus der Bloomberg-Datenbank.
- Bloomberg Commodity Index Family. *Bloomberg*. Abgerufen am 11.04.2017, BCOM: <https://www.bloombergindices.com/bloomberg-commodity-index-family/>
- Blume, M. E. (1992). The Capital Asset Pricing Model and the CAPM Literature. Philadelphia, PA, United States.
- Blume, M. E., & Friend, I. (1973). A New Look at the Capital Asset Pricing Model. *The Journal of Finance*, 28(1), 19–34.
- Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2014). *Investments*. New York: McGraw-Hill Education.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307–327.
- Bollerslev, T., Tauchen, G., & Zhou, H. (2009). Expected Stock Returns and Variance Risk Premia. *The Review of Financial Studies*, 22(11), 4463–4492.
- Bos, R. J., & Ruotolo, M. (2000). *General Criteria for S&P U.S. Index Membership*. New York: Standard & Poor's.
- Brailsfor, T. J., Faff, R. W. (1996). An Evaluation of Volatility Forecasting Techniques. *Journal of Banking and Finance*, 20, 419–438.
- Cakici, N., & Tan, S. (2012). *Size, Value, and Momentum in Emerging Market Stock Returns*. Fordham University. New York: Fordham University.
- Campbell, J. Y. (1987). Stock returns and the term structure. *Journal of Financial Economics*, 18(2), 373–399.
- Campbell, J. Y., Shiller, R. J. (1988). Stock Prices, Earnings, and Expected Dividends. *The Journal of Finance*, 43(3), 661–676.
- Carhart, M. M. (1997). On Persistence in Mutual Fund Performance. *Journal of Finance*, 52(1), 57–82.
- Leote de Carvalho, R., Lu, X., & Moulin, P. (2011). Demystifying Equity Risk-Based Strategies : A simple Alpha plus Beta Description. *The Journal of Portfolio Management*, 56–70.
- CBOE. (2014). *CBOE*. Abgerufen am 11.04.2017, The CBOE Volatility Index – VIX: <https://www.cboe.com/micro/vix/vixwhite.pdf>

- Chan, K. C., & Chen, N.-f. (1991). Structural and Return Characteristics of Small and Large Firms. *The Journal of Finance*, 46(4), 1467–1484.
- Chan, L. K., Hamao, Y., & Lakonishok, J. (1990). *Fundamentals and Stock Returns in Japan*. Columbia University, Center on Japanese Economy and Business. 1–37.
- Charitou, A., & Constantinidis, E. (2003). *Size and Book-to-Market Factors in Earnings and Stock Returns: Empirical Evidence for Japan*. University of Cyprus. Nicosia: University of Cyprus.
- Chatterjee, S., Price, B. (1977). *Regression Analysis by Example*. Hoboken : Wiley.
- Chen, N.-f., & Zhang, F. (1998). Risk and Return of Value Stocks. *The Journal of Business*, 71(4), 501–535.
- Chua, L. O., Desoer, C. A., & Kuh, E. S. (1987). *Linear and Nonlinear Circuits*. New York : McGraw-Hill Book Company.
- Coggin, T. D. (1998). Long-term memory in equity style indexes. *The Journal of Portfolio Management*, 37–46.
- Copeland, M. M., Copeland, T. E. (1999). Market Timing : Style and Size Rotation Using the VIX. *Financial Analyst Journal*, 73–81.
- Cootner, P. H. (1964). The Random Character of Stock Market Prices. *The Journal of Business*, 39(4), 532–535.
- Daniel, K., & Titman, S. (1997). Evidence on the Characteristics of Cross Sectional Variation in Stock Returns. *Journal of Finance*, 52(1), 1–33.
- Douglas, G. (1969). Risk in the Equity Markets: An Empirical Appraisal of Market Efficiency. *Yale Economic Essays*, 9, 3–45.
- Fabozzi, F. J. (2003). *Financial Management and Analysis*. New Jersey: Wiley & Sons, Inc.
- Fabozzi, F. J. (2009). *Institutional Investment Management*. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc.
- Fama, E. F. (1965). The Behavior of Stock Market Prices. *Journal of Business*, 38, 34–105.
- Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets : A review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25, 383–417.
- Fama, E. F. (1979). Efficient Capital Markets : II. *The Journal of Finance*, 46, 1575–1617.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1989). Business Conditions and Expected Returns on Stocks and Bonds. *The Journal of Financial Economics*, 25, 23–49.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1992). The Cross-Section of Expected Stock Returns. *The Journal of Finance*, 47(1), 427–465.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1993). Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds. *Journal of Financial Economics*, 33, 3–56.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1996). Multifactor Explanations of Asset Pricing Anomalies. *Journal of Finance*, 51(1), 55–84.

- Fama, E. F., & French, K. R. (1998). Value versus Growth : The International Evidence. *The Journal of Finance*, 53(6).
- Fama, E. F., & French, K. R. (2012). Size, Value and Momentum in International Stock Returns. *Journal of Financial Economics*, 105, 457–472.
- Fama, E., & Blume, M. (1966). Filter Rules and Stock Market Trading Profits. *Journal of Business*, 39, 226–241.
- Ferson, W. E., Harvey, C. R. (1991). The Variation of Economic Risk Premiums. *Journal of Political Economy*, 99(2), 385–415.
- Gaspar, J., Mass, M., & Matos, P. (2005). Shareholder Investment Horizons and the Market for Corporate Control. *Journal of Financial Economics*, 76, 135–165.
- Gregory, A., Tharyan, R., & Christidis, A. (2011). *Constructing and Testing Alternative Versions of the Fama- French and Carhart Models in the UK*. University of Exeter. Exeter: University of Exeter.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic Econometrics* (4. Edition). New York: McGraw-Hill Education.
- Hanauer, M., Kaserer, C., & Steffen, M. (2011). *Risikofaktoren und Multifaktormodelle für den Deutschen Aktienmarkt (Risk Factors and Multi- Factor Models for the German Stock Market)*. Leibniz: Leibniz-Informationszentrum Wirtschaft.
- Haugen, R. A., Baker, N. L. (2012). Low Risk Stocks Outperform within all observable Markets of the World. Available at: <https://ssrn.com/abstract=2055431>
- Haugen, R. A., Heins, A. J. (1972). *On the Evidence Supporting the Existence of Risk Premiums in the Capital Markets*. Wisconsin Working Paper.
- Henriksson, R. D. (1984). Market Timing and Mutual Fund Performance: An empirical Investigation. *The Journal of Business*, 57(1), 73–96.
- Huberman, G., & Wang, Z. (2005). Arbitrage Pricing Theory. *Federal Reserve Bank of New York Staff Reports*, 216, 1–14.
- ICE Futures. *ICE Futures U.S. Dollar Index Contracts*. Abgerufen am 11.04.2017, DXY Currency : https://www.theice.com/publicdocs/futures_us/ICE_Dollar_Index_FAQ.pdf
- Jagannathan, R., Ma, T. (2003). Risk Reduction in large Portfolios : Why imposing the wrong constraints help. *Journal of Finance*, 58(4), 1651–1683.
- Jeffrey, R. H. (1984). A new Paradigm for Portfolio Risk. *Journal of Portfolio Management*, 11(1), 33–40.
- Jegadeesh, N., & Titman, S. (1993). Returns to Buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency. *The Journal of Finance*, 48(1), 65–91.
- Jensen, M. (1968). The Performance of Mutual Funds in the Period 1945–64. *Journal of Finance*, 23, 389–416.
- Jensen, G. R., Johnson, R.R., & Mercer, J. M. (1998). The inconsistency of Small-Firm and Value Stock Premiums. *Journal of Portfolio Management*, 24(2), 27–36.

- Jones, H., & Cowles, A. (1937). Some a Posteriori Probabilities in Stock Market Action. *Econometrica*, 5, 280–294.
- Keim, D. B., Stambaugh, R. F. (1986). Predicting Returns in the Stock and Bond Market. *Journal of Financial Economics*, 17, 357–390.
- Kendall, M. G. (1953). The Analysis of Economic Time Series. *Journal of the Royal Statisticol Society*, 11–25.
- Kester, G. W. (1990). Market Timing with Small vs. Large Stocks: Potential Gains and Required Predictive Ability. *Financial Analysts Journal*, 63–69.
- Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., & Neter, J. (2004). *Applied Linear Statistical Models* (5. Edition). New York: McGraw-Hill/Irwin.
- Lakonishok, J., Shleifer, A., & Vishny, R. W. (1994). Contrarian Investment, Extrapolation, and Risk. *The Journal of Finance*, 49(5), 1541–1578.
- Levis, M., Liodakis, M. (1999). The Profitability of Style Rotating Strategies in the United Kingdom. *The Journal of Portfolio Management*, 26(1), 73–86.
- Lewellen, J. (1998). The Time-series Relations Among Expected Return, Risk, and Book-to-market. *Journal of Financial Economics*, 54, 5–43.
- Lintner, J. (1965). The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets. *Review of Economics and Statistics*, 47(1), 13–37.
- Litzenberger, R. H., & Ramaswamy, K. (1979). The Effect of Personal Taxes and Dividends on Capital Asset Prices: Theory and Empirical Evidence. *Journal of Financial Economics*, 7, 163–195.
- Litzenberger, R. H., & Ramaswamy, K. (1982). The Effects of Dividends on Common Stock Prices - Tax Effects or Inforation Effects? *The Journal of Finance*, 37, 429–443.
- Liu, W. (2006). A Liquidity-Augmented Capital Asset Pricing Model. *Journal of Financial Economics*, 82(3), 631–671.
- Macedo, R. (1995). Value, Relative Strength, and Volatility in Global Equity Country Selection. *Financial Analysts Journal*, 70–78.
- Malkiel, B. G. (1973). *A Random Walk Down Wall Street*. New York: W. W. Norton & Company, Inc.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77–91.
- Meyers, R. A. (2011). *Complex Systems in Finance and Econometrics*. Larkspur: SpringerScience+Business Media, LLC.
- Miller, M., & Scholes, M. (1972). *Rates of Return in Relation to Risk: A Re-Examination of Some Recent Findings*, in M. Jensen, *Studies in the Theory of Capital Markets*. New York: Praeger.
- Mitchell, M., & Pulvino, T. (2001). Characteristics of Risk and Return in Risk Arbitrage. *Journal of Finance*, 56, 2135–2175.

- Mossin, J. (1966). Equilibrium in a Capital Asset Market. *Econometrica*, 35, 768–783.
- MSCI. (2014). *MSCI Factor Indexes*. New York: MSCI.
- MSCI. (2017b). *MSCI*. Abgerufen am 11.04.2017, MSCI World: <https://www.msci.com/emerging-markets>
- Nartea, G., Ward, B. B., & Djajadikerta, H. G. (2009). Size, BM, and momentum effects and the robustness of the Fama-French three-factor model: Evidence from New Zealand. *International Journal of Managerial Finance*, 5(2), 179–200.
- Newbold, P., Carlson, W. L., & Thorne, B. M. (2013). *Statistics for Business and Economics* (éd. 8). Essex: Pearson Education Limited.
- Nwani, C. (2015). An Empirical Investigation of Fama-French-Carhart Multifactor Model: UK Evidence. *Journal of Economics and Finance*, 6(1), 95–103.
- O'Brien, R. M. (2007). *A Caution Regarding Rules of Thumb for Variance Inflation Factors*. Eugene: University of Oregon.
- Osborne, M. (1959). Brownian Motion in the Stock Market. *Operations Research*, 7, 145–173.
- Pastor, L., & Stambaugh, R. (2002). Mutual Fund Performance and Seemingly Unrelated Assets. *Journal of Financial Economics*, 63, 315–349.
- Poterba, J., & Summers, L. (1988). Mean Reversion in Stock Returns: Evidence and Implications. *Journal of Financial Economics*, 22, 27–60.
- Pratt, S. P., & Grabowski, R. J. (2010). *Cost of Capital - Applications and Examples*. Hoboken: Wiley & Sons, Inc.
- Ragsdale, E., Rao, G., & Fochtman, L. (1993). *Small versus large cap stocks : quantifying the fundamental reasons behind relative market performance*. Chicago : Probus.
- Rehnby, N. (2016). *Does the Fama-French Three-factor Model and Carhart Four-factor Model explain Portfolio Returns better than CAPM?* Karlstad Business School. Karlstad: Karlstad University.
- Rosenberg, B., Reid, K., & Lanstein, R. (1985). Persuasive Evidence of Market Inefficiency. *Journal of Portfolio Management*, 11, 9–17.
- Ross, S. A. (1976). The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing. *Journal of Economic Theory*, 13, 341–360.
- Russo, A. (2015). *Equity Factor Investing according to the macroeconomic environment*. Amundi Discussion Papers Series DP-11.
- Samuelson, P. (1965). Proof that Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly. *Industrial Management Review*, 6, 41–49.
- SAS Institute Inc. (2004). *SAS/STAT 9.1 User's Guide*. Abgerufen am 6.12.2016, SAS/STAT 9.1 User's Guide: https://support.sas.com/documentation/onlinedoc/91pdf/sasdoc_91/stat_ug_7313.pdf

- Schwert, G. W. (2003). Anomalies and Market Efficiency. Dans G. M. Constantinides, M. Harris, & R. Stulz, *Handbook of the Economics of Finance* (pp. 939–972). Amsterdam: Elsevier Science B.V.
- Sharpe, W. F. (1964). Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk. *Journal of Finance*, 19(3), 425–442.
- Sharpe, R. W. (2015). The Sharpe Ratio. Adjusting for risk in portfolio performance measurement. *Institutional Investor Journals*, 29–34.
- Smith, M. B. (2003). *A History of the Global Stock Market: From Ancient Rome to Silicon Valley*. Chicago: The University of Chicago Press.
- Smithson, C. (2003). *Credit Portfolio Management*. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc.
- Soldofsky, R. M., Miller, R. L. (1969). Risk Premium Curves for Different Classes of Long-Term Securities, 1950 – 1969. *The Journal of Finance*, 429–445.
- Sorensen, E., Lazzara, C. (1995). *Equity Style Management : The Case of Growth and Value*. New York: Irwin Publishing.
- Standard & Poor's. (2016). *S&P Dow Jones Indices*. Abgerufen am 8.10.2016, S&P500: <http://us.spindices.com/indices/equity/sp-500>
- STOXX. (2016). Factor Investing is smart Investing. Abgerufen am 11.04.2017, STOXX: <https://www.stoxx.com/pulse-details?articleId=412840425>
- Tobin, J. (1958). Liquidity Preference as Behavior toward Risk. *Review of Economic Studies*, 25(2), 65–86.
- Treynor, J. L. (1965). How to Rate the Performance of Mutual Funds. *Harvard Business Review*, 43, 63–75.
- Treynor, J., Mazuy, F. (1966). Can Mutual Funds Outguess the Market? *Harvard Business Review*, 44, 131–136.
- Tuck Data - Library French, K. R. (2017). *Risikoloser Zinssatz im Zeitraum 31.01.1991 bis 30.12.2016*. Abgerufen von http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library.html.
- Urbán, A., & Ormos, M. (2012). Performance Analysis of Equally weighted Portfolios: USA and Hungary. *Acta Polytechnica Hungarica*, 9(2), 155–168.
- Zhang, L. (2005). The Value Premium. *The Journal of Finance*, 60(1), 67–103.
- Zhang, X. F. (2006). Information Uncertainty and Stock Returns. *The Journal of Finance*, 61(1), 105–136.

Anhang 1: Walk-Forward Testing

Die folgende Grafik veranschaulicht den „Walk-Forward“ Ansatz (Aronson, 2011: 323).

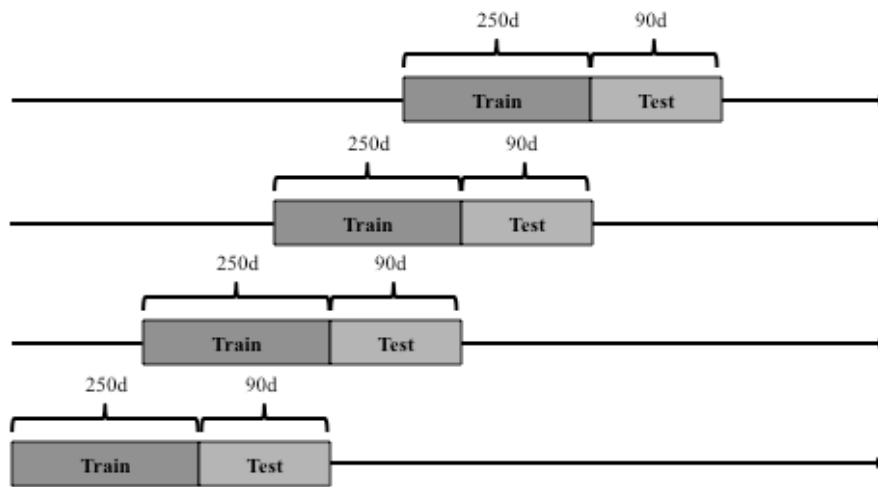


Abbildung 10: Walk-Forward Testing.

Tägliche Schlusskurse der S&P500-Unternehmen sind für den gesamten Untersuchungszeitraum von 31.01.1990 bis 31.12.2016 verfügbar.

Anhang 2: Rebalancing-Logik

Die für die Regressionsanalysen notwendigen Portfoliozeitreihen werden mittels vierteljährlicher Neusortierung der Portfolios berechnet. Dies entspricht einem Rebalancing, welches jeweils alle 90 Handelstage erfolgt. Folgende Tabelle zeigt in diesem Zusammenhang die genaue Datumsabfolge der angenommenen (simulierten) Aktivitäten.

Datum Rebalancing	Datum Rebalancing	Datum Rebalancing
07.02.91	22.11.02	15.09.14
19.06.91	04.04.03	23.01.15
28.10.91	13.08.03	03.06.15
10.03.92	19.12.03	09.10.15
17.07.92	30.04.04	19.02.16
23.11.92	09.09.04	28.06.16
05.04.93	18.01.05	03.11.16
12.08.93	26.05.05	
20.12.93	04.10.05	
29.04.94	14.02.06	
07.09.94	23.06.06	
16.01.95	31.10.06	
24.05.95	14.03.07	
02.10.95	23.07.07	
08.02.96	28.11.07	
18.06.96	09.04.08	
24.10.96	15.08.08	
05.03.97	23.12.08	
14.07.97	05.05.09	
18.11.97	11.09.09	
31.03.98	21.01.10	
07.08.98	01.06.10	
15.12.98	07.10.10	
27.04.99	15.02.11	
02.09.99	24.06.11	
11.01.00	01.11.11	
19.05.00	13.03.12	
27.09.00	20.07.12	
06.02.01	29.11.12	
15.06.01	11.04.13	
29.10.01	19.08.13	
11.03.02	26.12.13	
18.07.02	07.05.14	

Tabelle 3: Rebalancing-Daten.

Anhang 3: Code MATLAB-API Datenbezug

```
1  %% An alternative to importing Bloomberg Excel sheets would be direct Bloomberg access from Matlab.
2  % the blpapi3 needs to be installed.
3  javaaddpath c:\blp\DAPI\blpapi3.jar
4  c=blp;
5  %history(c,ds.Security(1),'LAST_PRICE','08/01/2016','09/10/2016')
6  ds.Ticker=Ticker;
7  %% fill BidYield column for each ISIN for this TradeDate
8  for i=1:length(ds.Ticker)
9      [d,sec]=history(c,strcat('/ISIN/',strcat(ds.Ticker(i),' Equity'),'PX_LAST','01/31/1990','12/31/2016')
10 %      [d,sec]=history(c,strcat('/ISIN/',ds.Security(i),'_YIELD',datestr(ds.TradeDate(i),23),datestr(ds.TradeDate(i),23)));
11      i
12      if(size(d,2)==2)
13          ds.d{i}=d;
14      %          ds.mDate(i)=d(:,1);
15      %          ds.LAST(:)=d(:,2);
16      end
17  end
18  %% construct common mDate vector
19  mDate=[];
20  for i=1:length(ds.Ticker)
21      if(size(ds.d{i},2)==2)
22          mDate=unique([mDate;ds.d{i}(:,1)]);
23      end
24  end
25  %% map price vectors to common mDate
26  Prices=NaN(length(mDate),length(ds.Ticker));
27  for i=1:length(ds.Ticker)
28      if(size(ds.d{i},2)==2)
29          for j=1:length(mDate)
30              m=find(ds.d{i}(:,1)==mDate(j));
31              if(~isempty(m))
32                  Prices(j,i)=ds.d{i}(m,2);
33              end
34          end
35      end
36  end
37  %% write to csv
38  dlmwrite('mDate.csv',mDate,'precision',7);
39  dlmwrite('Prices.csv',Prices,'precision',10);
```

Anhang 4: Ausgewählte Angaben zu den Frühindikatoren

Folgende Tabelle 4 zeigt die Soll-Gewichtungen der einzelnen Sektoren des Bloomberg Commodity Index per Februar 2017:

Sector	Target Weight	Summe (kumm.)
Energy	30.57%	30.57%
Livestock	6.07%	36.64%
Softs	7.22%	43.86%
Industrial Metals	17.39%	61.25%
Precious Metals	15.29%	76.54%
Grains	23.46%	100.00%

Tabelle 4: Target Weights Bloomberg Commodity Index (BCOM Index).

In der untenstehenden Tabelle sind die Soll-Gewichtungen des U.S. Dollar Index per Juni 2015 aufgelistet:

Währung	Target Weight	Summe (kumm.)
EUR	57.60%	57.60%
CHF	3.60%	61.20%
JPY	13.60%	74.80%
GBP	11.90%	86.70%
CAD	9.10%	95.80%
SEK	4.20%	100.00%

Tabelle 5: Target Weights U.S. Dollar Index (DXY Index).

Untenstehende Abbildung 11 zeigt den Verlauf sowohl des BBDXY Index als auch von DXY Curncy. Zusätzlich wird der Korrelationskoeffizient festgehalten:

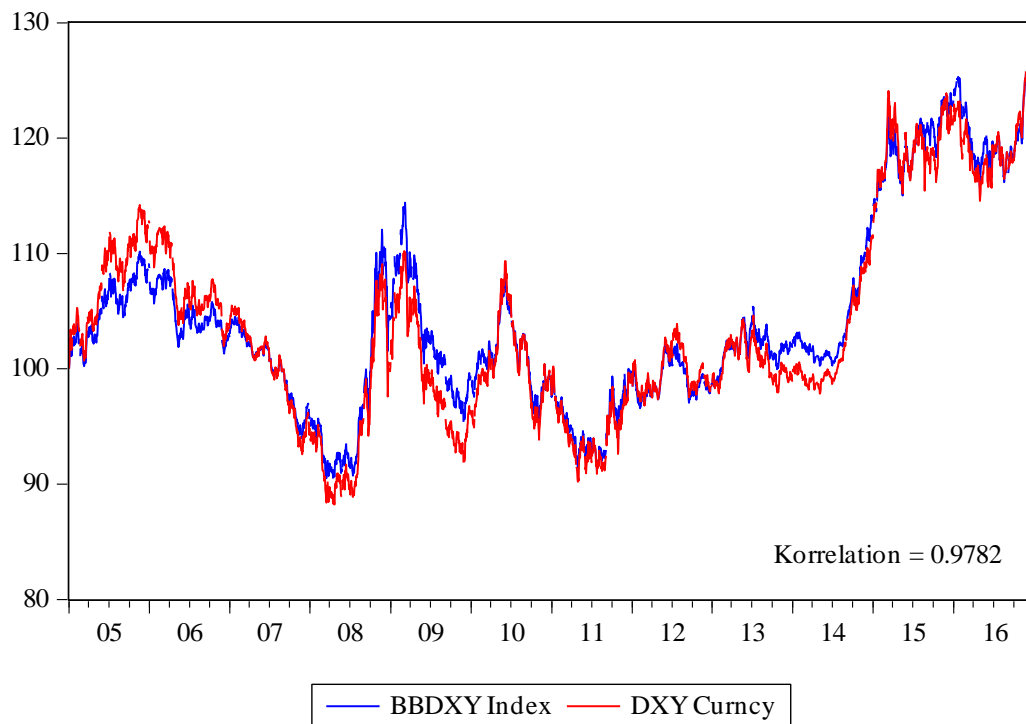


Abbildung 11: Preisentwicklung BBDXY Index und DXY Curncy.

Preisentwicklung von BBDXY Index sowie von DXY Curncy (indexiert).

Anhang 5: Vollständige Aufführung sämtlicher Streudiagramme

Die untenstehenden Abbildungen stellen eine vollständige Aufführung sämtlicher Streudiagramme (jeweilige Faktoren gegen einen Frühindikator (jeweils mit Lag 1 und 2)) dar. Die Streudiagramme wurden bereits um deren Ausreisser korrigiert.

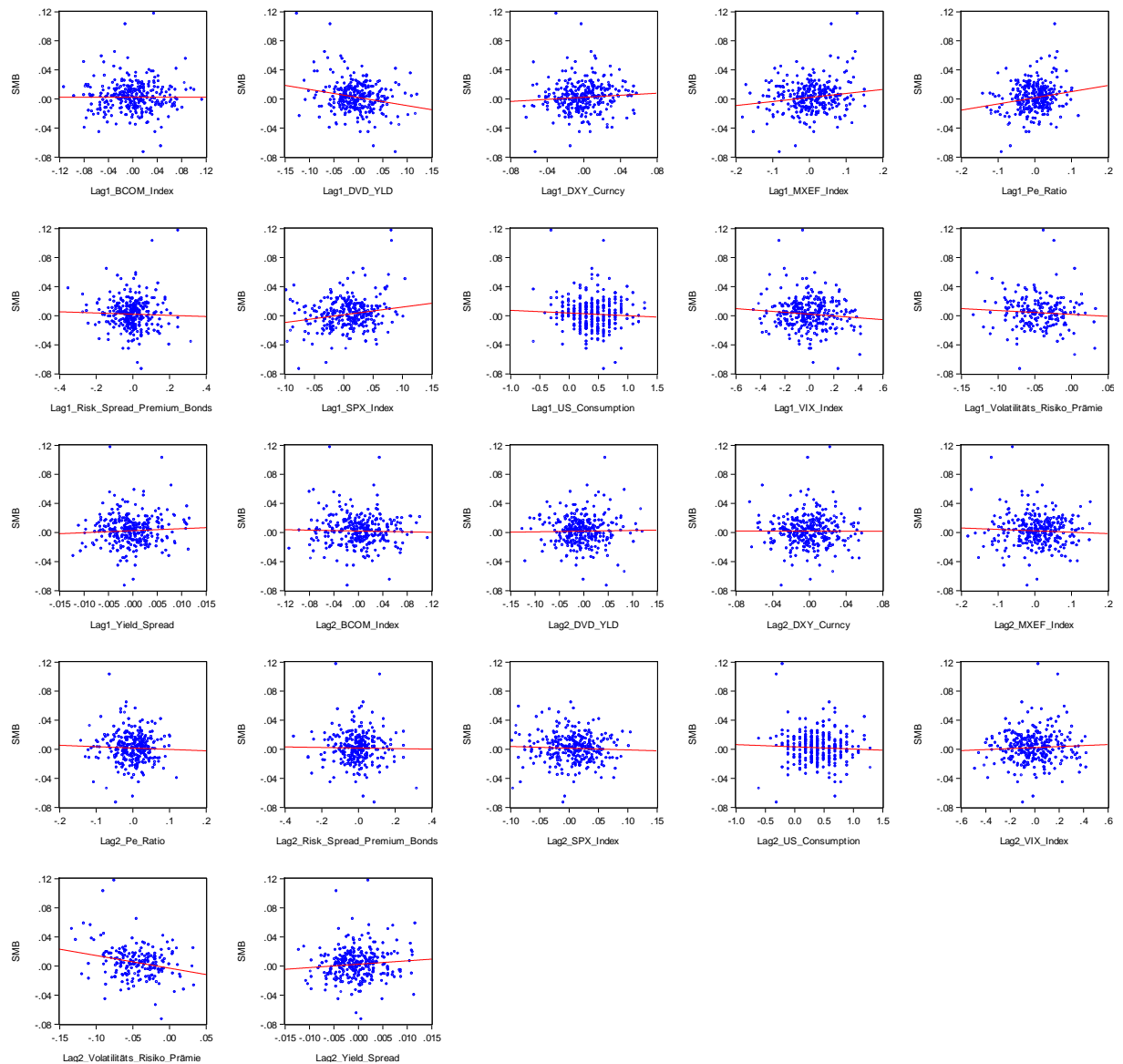


Abbildung 12: Streudiagramm des Faktors SMB gegen die Frühindikatoren (Lag 1 und 2).

Vollständige Auflistung der Streudiagramme des Faktors SMB gegen die Frühindikatoren mit Lag 1 und Lag 2.

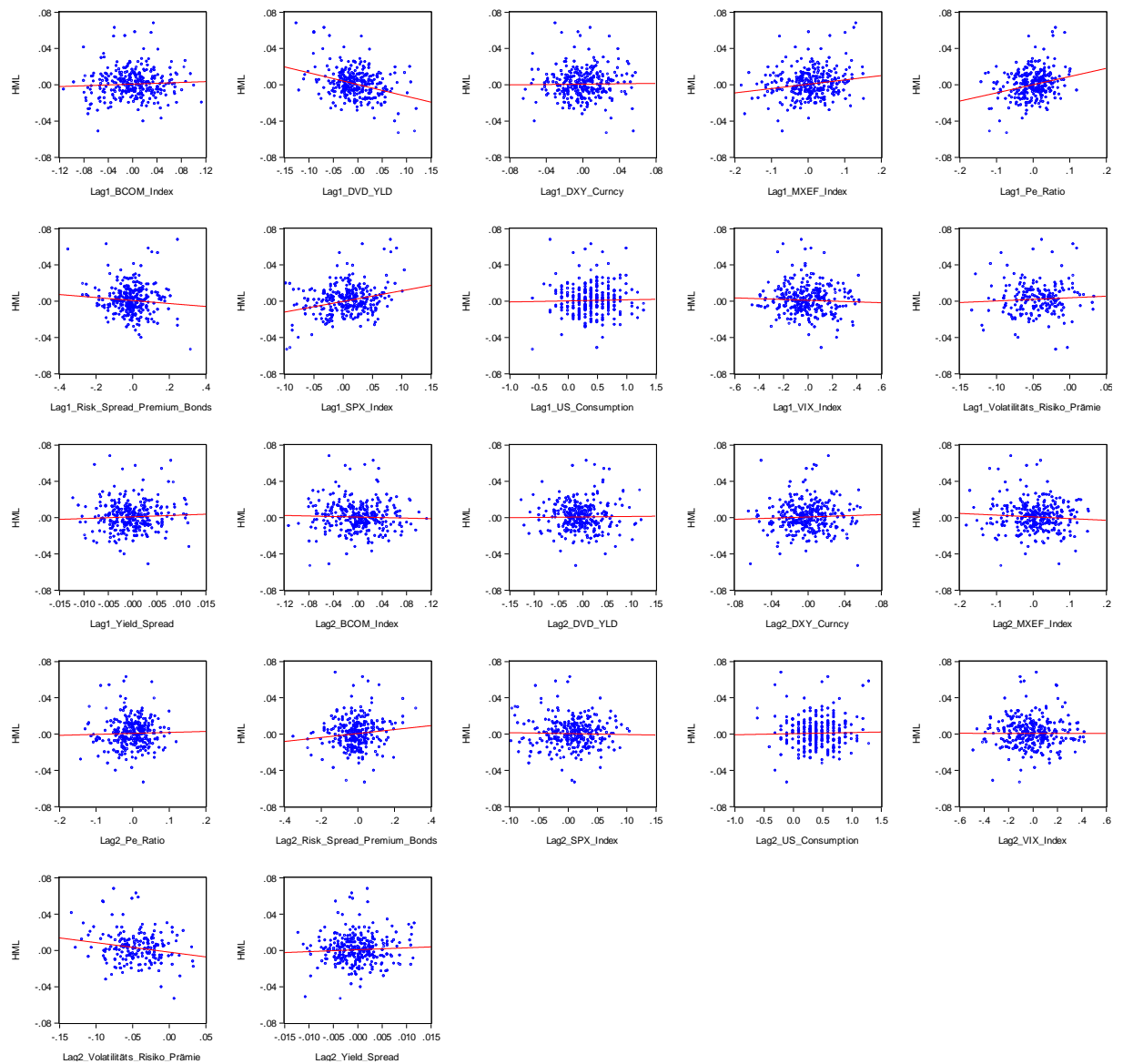


Abbildung 13: Streudiagramm des Faktors HML gegen die Frühindikatoren (Lag 1 und 2).

Vollständige Auflistung der Streudiagramme des Faktors HML gegen die Frühindikatoren mit Lag 1 und Lag 2.

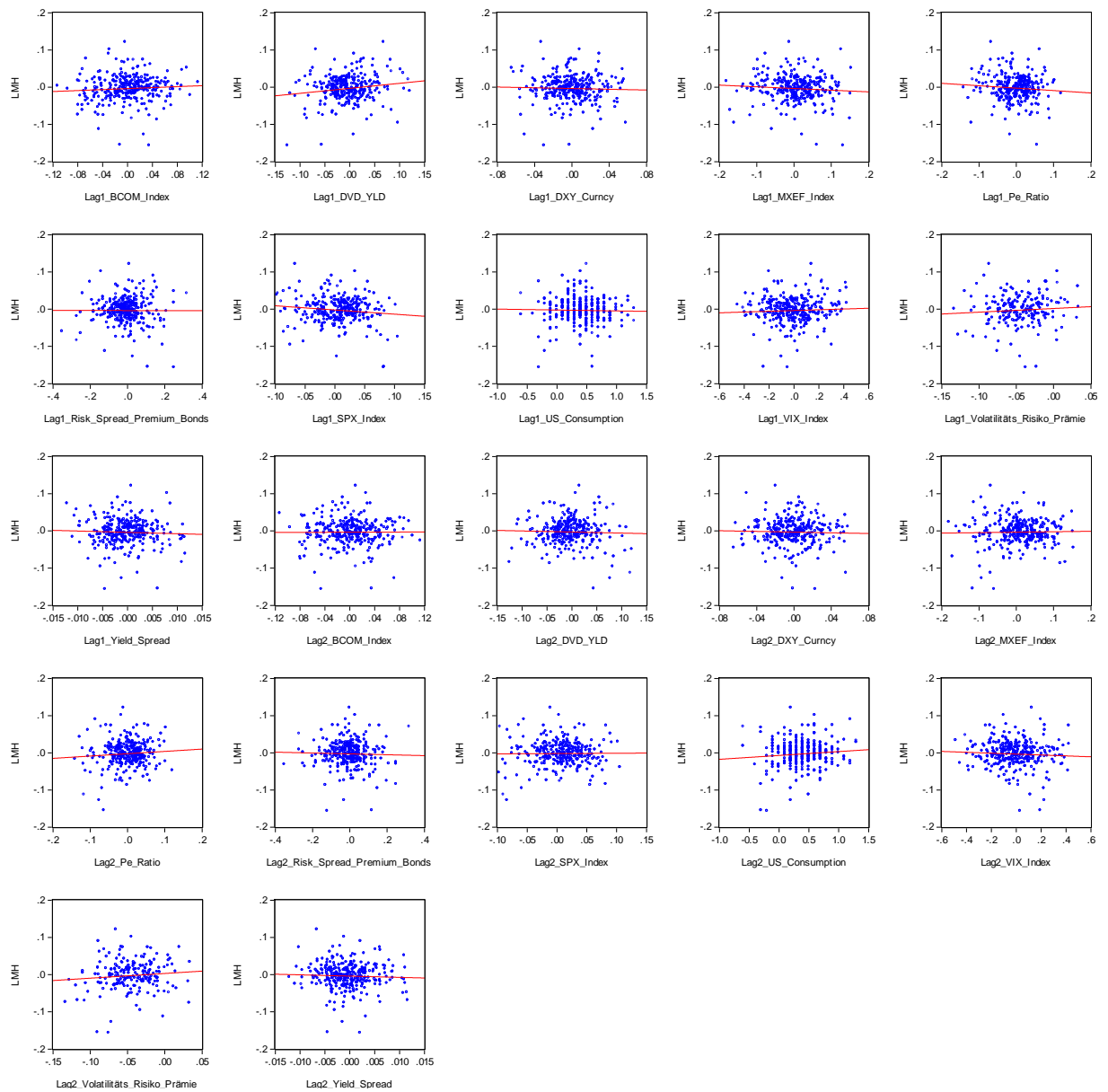


Abbildung 14: Streudiagramm des Faktors LMH gegen die Frühindikatoren (Lag 1 und 2).

Vollständige Auflistung der Streudiagramme des Faktors LMH gegen die Frühindikatoren mit Lag 1 und Lag 2.

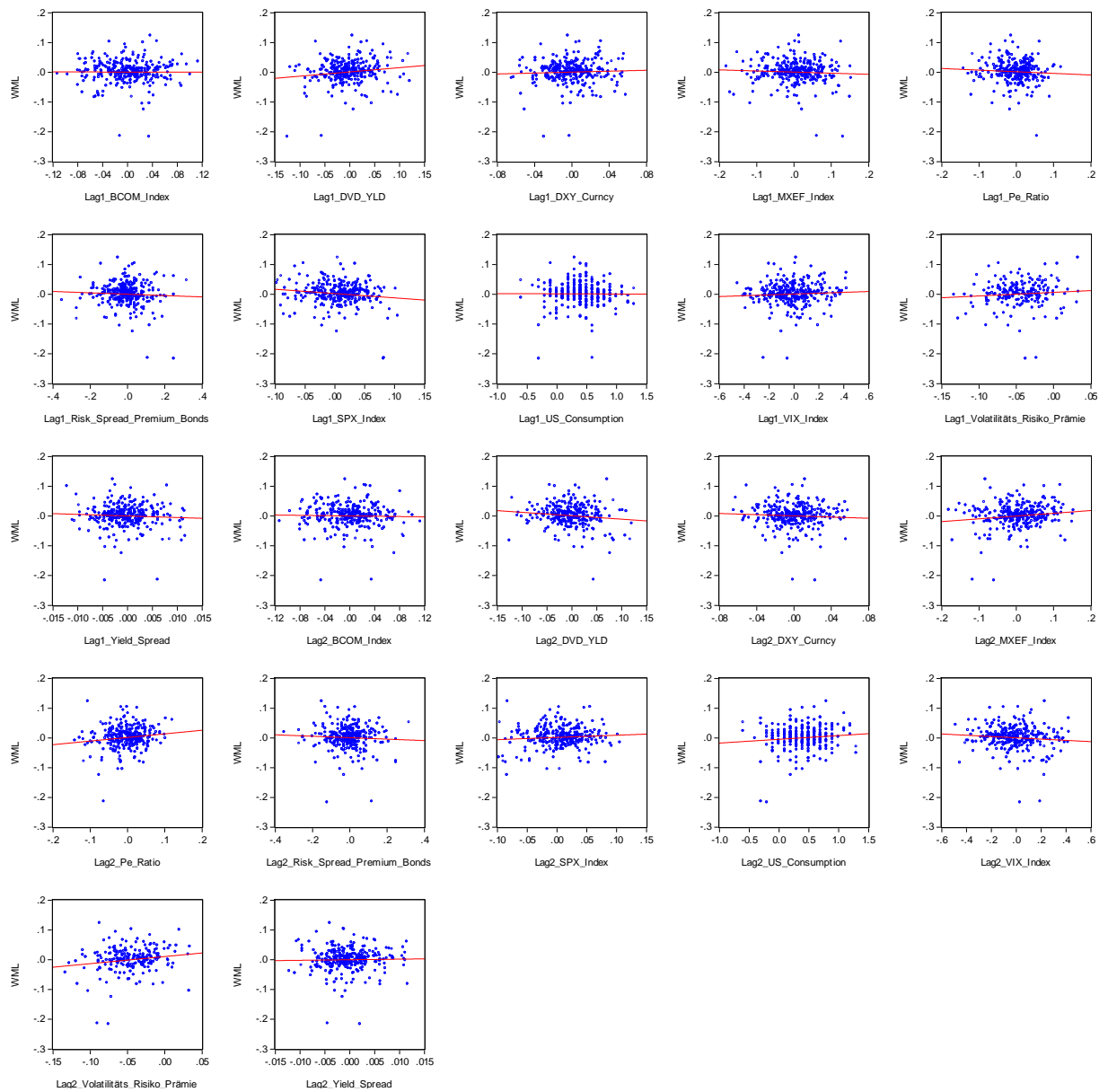


Abbildung 15: Streudiagramm des Faktors WML gegen die Frühindikatoren (Lag 1 und 2).

Vollständige Auflistung der Streudiagramme des Faktors WML gegen die Frühindikatoren mit Lag 1 und Lag 2.

Anhang 6: Entwicklung der Single-Faktor-Renditen

Die folgenden Abbildungen zeigen die Entwicklungen der Single-Faktor-Portfolios. Während Abbildung 16 die Preisentwicklung der Single-Faktor-Portfolios widerspiegelt, um deren Verlauf vergleichen zu können, werden sie in Abbildung 17, aufgrund einer besseren Übersichtlichkeit zusätzlich in einzelnen Charts präsentiert.

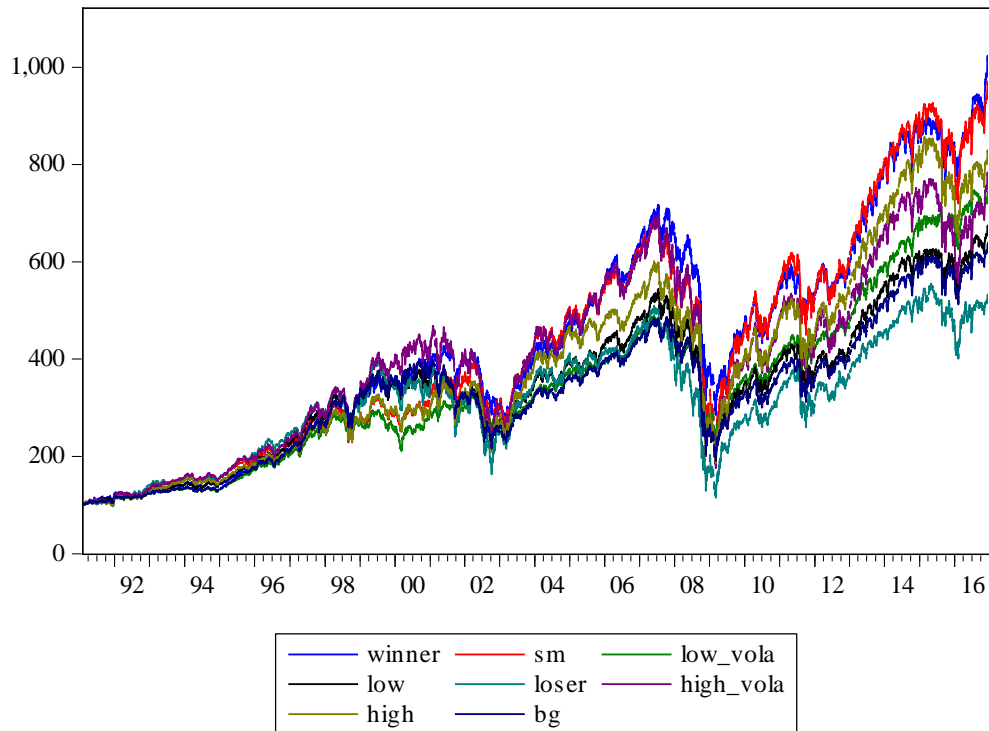


Abbildung 16: Vergleich der Preisentwicklung der Single-Faktor-Portfolios (indexiert).

Preisentwicklung der Single-Faktor-Portfolios *winner_only*, *small_only*, *low_vola_only*, *low_only*, *loser_only*, *high_vola_only*, *high_only* und *big_only* (indexiert).

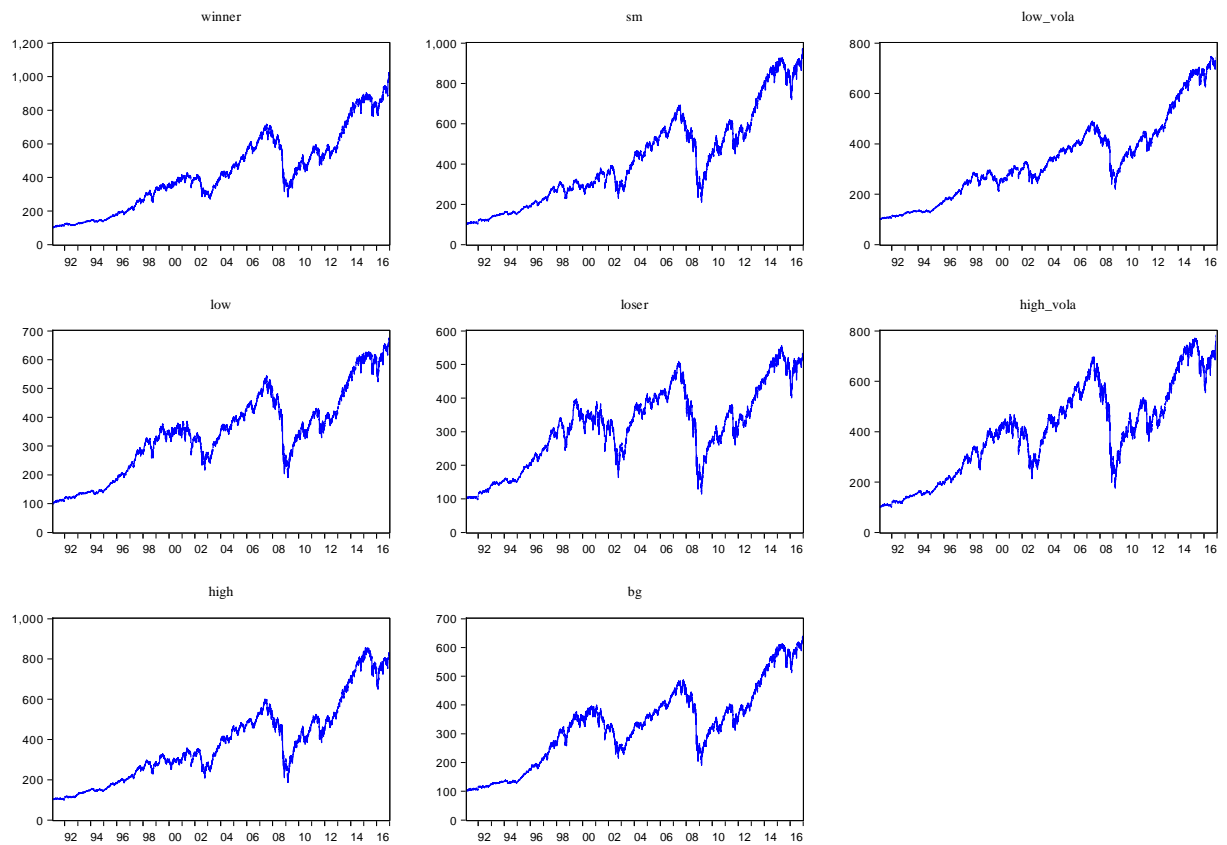


Abbildung 17: Preisentwicklung der Single-Faktor-Portfolios einzeln (indexiert).

Preisentwicklung der Single-Faktor-Portfolios *winner_only*, *small_only*, *low_vola_only*, *low_only*, *loser_only*, *high_vola_only*, *high_only* und *big_only* in separaten Charts (indexiert).

Anhang 7: Deskriptive Statistik der Faktoren, Faktor-Portfolios, Multifaktorstrategie sowie der Benchmark

Es folgt eine Tabelle zu verschiedenen deskriptiven Statistiken der analysierten Portfolios, Multifaktorstrategie sowie der Benchmark über den gesamten Untersuchungszeitraum (ausser WDD sowie CR seit 2009).

Zeitreihe	Mean	Median	Max.	Min.	Std. Dev.	Skewness	Kurtosis	Sum	Obs.	Return ann.	Std. Dev. ann.	SR	WDD seit 2009	CR seit 2009	TE	IR
B/H	0.00034	0.00064	0.12752	-0.11483	0.01188	-0.24339	15.25	2.2231	6520	0.08593	0.18851	0.45585	-0.26837	4.08764	0.04729	-0.23565
B/M	0.00031	0.00055	0.13656	-0.10546	0.01217	-0.13027	12.97	1.9866	6520	0.07686	0.19318	0.39787	-0.29052	3.51189	0.04594	-0.44154
B/LOW	0.00034	0.00054	0.13021	-0.11540	0.01182	-0.11433	14.11	2.2261	6520	0.08593	0.18767	0.45789	-0.27662	3.60458	0.06010	-0.18346
B/W	0.00037	0.00065	0.10684	-0.09253	0.01172	-0.23884	10.13	2.4010	6520	0.09274	0.18605	0.49845	-0.24626	3.75121	0.07530	-0.05668
B/LOS	0.00032	0.00054	0.15510	-0.13289	0.01371	-0.15781	17.19	2.0543	6520	0.07938	0.21758	0.36484	-0.35891	3.66124	0.07205	-0.24520
HIGHV	0.00042	0.00075	0.12559	-0.13209	0.01489	-0.31376	13.30	2.7494	6520	0.10634	0.23636	0.44993	-0.41705	3.07941	0.05914	0.15551
LOWV	0.00035	0.00052	0.10705	-0.08979	0.00952	-0.14499	13.92	2.2924	6520	0.08870	0.15105	0.58727	-0.25902	3.97285	0.06452	-0.13119
S/H	0.00046	0.00081	0.11004	-0.12716	0.01389	-0.37487	12.99	2.9962	6520	0.11592	0.22048	0.52576	-0.48830	2.93591	0.07297	0.25677
S/M	0.00042	0.00082	0.11252	-0.10327	0.01276	-0.22434	11.79	2.7554	6520	0.10660	0.20253	0.52633	-0.33215	3.77982	0.04905	0.19224
S/LOW	0.00039	0.00074	0.11710	-0.11857	0.01312	-0.20810	13.72	2.5221	6520	0.09752	0.20826	0.46829	-0.30123	4.05381	0.05203	0.00797
S/W	0.00047	0.00083	0.09699	-0.09563	0.01208	-0.27188	8.99	3.0346	6520	0.11718	0.19170	0.61127	-0.30787	4.09600	0.06223	0.32492
S/LOS	0.00040	0.00069	0.15413	-0.15088	0.01603	-0.29699	15.96	2.5745	6520	0.09954	0.25442	0.39124	-0.50407	2.55020	0.10275	0.02374
SMB	0.00010	0.00004	0.03239	-0.03249	0.00434	0.03258	8.63	0.6585	6520	0.02545	0.06896	0.36909	-0.12277	2.60814	-	-
HML	0.00004	0.00004	0.02732	-0.03647	0.00361	-0.22244	9.13	0.2286	6520	0.00885	0.05737	0.15418	-0.13221	1.39451	-	-
WML	0.00003	0.00019	0.06251	-0.06301	0.00779	-0.39842	12.00	0.2058	6520	0.00796	0.12363	0.06441	-0.44820	-0.60833	-	-
LMH	-0.00017	-0.00021	0.05775	-0.08473	0.00773	-0.60543	14.02	-1.0787	6520	-0.04158	0.12274	-0.33876	-0.52305	-0.96749	-	-
RM_RF	0.00018	0.00039	0.10953	-0.09474	0.01130	-0.24552	11.89	1.1448	6520	0.04435	0.17941	0.24721	-0.28591	3.15565	-	-
MF	0.00041	0.00069	0.10447	-0.09896	0.01159	-0.31519	12.57	2.6893	6520	0.10382	0.18391	0.56455	-0.33776	3.62926	0.02227	0.30870
EW	0.00039	0.00069	0.11465	-0.10632	0.01199	-0.29494	13.40	2.5114	6520	0.09702	0.19030	0.50982	-0.33112	3.52960	-	-

Tabelle 6: Deskriptive Statistik der zwölf Faktor-Portfolios, MF und EW.

Die angegebenen Zahlen basieren auf täglichen Renditezahlen der entsprechenden Zeitreihen. Anzahl Beobachtungen (Tagesrenditen) pro Zeitreihe: 6520; Std Dev. ann.: Annualisierte Standardabweichung; SR: Sharpe Ratio; WDD seit 2009: Worst Drawdown seit 2009; CR seit 2009: Calmar Ratio seit 2009; TE: Tracking Error; IR: Information Ratio.

Tabelle 7 stellt eine Performance-Matrix der einzelnen Faktor-Portfolios dar.

	S/LOW	S/M	S/H	B/LOW	B/MD	B/H	LOWV	HIGHV	B/LOS	B/W	S/LOS	S/W
91	0.205	0.148	0.142	0.187	0.183	0.084	0.158	0.148	0.086	0.232	0.117	0.232
92	0.131	0.158	0.186	0.052	0.064	0.094	0.065	0.163	0.218	-0.011	0.296	0.034
93	0.113	0.164	0.221	0.048	0.054	0.120	0.077	0.164	0.039	0.112	0.173	0.130
94	0.025	-0.040	-0.004	0.001	-0.029	-0.035	-0.013	0.000	0.004	0.004	-0.022	0.024
95	0.217	0.262	0.189	0.302	0.298	0.277	0.285	0.246	0.320	0.279	0.250	0.198
96	0.168	0.152	0.160	0.238	0.146	0.129	0.160	0.167	0.195	0.184	0.169	0.142
97	0.225	0.214	0.205	0.279	0.282	0.227	0.243	0.236	0.260	0.263	0.121	0.243
98	-0.014	0.053	0.015	0.293	0.153	0.158	0.068	0.164	0.150	0.306	-0.036	0.168
99	0.071	0.107	0.113	0.147	0.111	0.072	-0.028	0.217	0.152	0.152	0.173	0.067
0	0.076	0.216	-0.029	-0.059	0.125	0.064	0.141	0.055	-0.044	0.069	0.029	0.196
1	0.083	0.077	0.237	-0.139	-0.261	-0.007	0.036	-0.003	-0.283	-0.104	0.225	0.073
2	-0.160	-0.223	-0.136	-0.237	-0.300	-0.205	-0.092	-0.294	-0.225	-0.294	-0.155	-0.214
3	0.374	0.396	0.510	0.262	0.255	0.295	0.212	0.458	0.288	0.273	0.493	0.413
4	0.133	0.149	0.203	0.138	0.109	0.157	0.143	0.148	0.108	0.141	0.182	0.160
5	0.097	0.079	-0.046	0.011	0.095	0.072	0.029	0.087	0.007	0.137	-0.014	0.129
6	0.135	0.169	0.130	0.146	0.127	0.113	0.160	0.126	0.127	0.120	0.126	0.209
7	0.005	-0.010	-0.047	0.063	0.047	0.020	-0.020	-0.009	-0.071	0.087	-0.182	0.043
8	-0.581	-0.572	-0.487	-0.504	-0.491	-0.508	-0.361	-0.608	-0.591	-0.473	-0.656	-0.474
9	0.454	0.404	0.547	0.267	0.334	0.351	0.250	0.487	0.445	0.156	0.626	0.312
10	0.200	0.211	0.221	0.106	0.135	0.180	0.136	0.225	0.191	0.155	0.202	0.202
11	-0.040	0.021	-0.060	-0.021	-0.026	0.000	0.048	-0.073	-0.007	-0.005	-0.048	0.020
12	0.135	0.135	0.235	0.118	0.101	0.170	0.116	0.163	0.209	0.087	0.174	0.117
13	0.322	0.277	0.330	0.277	0.261	0.228	0.252	0.326	0.243	0.314	0.236	0.349
14	0.079	0.107	0.136	0.116	0.128	0.170	0.129	0.098	0.168	0.088	0.077	0.113
15	-0.022	-0.036	-0.129	0.002	-0.011	-0.049	0.018	-0.112	-0.014	-0.046	-0.141	-0.046
16	0.093	0.137	0.153	0.132	0.098	0.049	0.080	0.169	0.080	0.174	0.159	0.195

Tabelle 7: Performance-Matrix der Faktor-Portfolios. Performance-Matrix der zwölf Faktor-Portfolios (Jahresrenditen).

Untenstehende Tabelle 8 zeigt Jahresrenditen für die einzelnen Faktoren, welche für die Entwicklung der Multifaktorstrategie verwendet wurden.

	SMB	HML	WML	LMH
1991	0.015	-0.084	0.128	0.003
1992	0.089	0.048	-0.248	-0.104
1993	0.091	0.089	0.012	-0.090
1994	0.015	-0.033	0.022	-0.017
1995	-0.070	-0.027	-0.048	0.036
1996	-0.013	-0.060	-0.021	-0.010
1997	-0.053	-0.039	0.060	0.000
1998	-0.189	-0.056	0.176	-0.112
1999	-0.020	-0.022	-0.059	-0.254
2000	0.032	-0.003	0.130	0.065
2001	0.263	0.133	-0.009	-0.008
2002	0.084	0.028	-0.088	0.146
2003	0.162	0.087	-0.051	-0.267
2004	0.030	0.045	0.003	-0.016
2005	-0.015	-0.041	0.135	-0.063
2006	0.016	-0.020	0.037	0.027
2007	-0.061	-0.048	0.187	-0.018
2008	-0.036	0.047	0.112	0.112
2009	0.184	0.109	-0.330	-0.367
2010	0.075	0.049	-0.019	-0.116
2011	-0.001	0.005	0.025	0.082
2012	0.042	0.077	-0.094	-0.064
2013	0.055	-0.021	0.091	-0.080
2014	-0.031	0.054	-0.024	0.025
2015	-0.043	-0.080	0.025	0.121
2016	0.039	-0.010	0.055	-0.108

Tabelle 8: Performance-Matrix der vier verwendeten Faktoren (Jahresrenditen).

Anhang 8: Regressionsresultate der Faktor-Portfolios, Multifaktorstrategie sowie Benchmark - CAPM

Untenstehende Tabelle 9 und Tabelle 10 beinhalten die Regressionsresultate der Faktor-Portfolios, MF sowie EW im CAPM-Framework.

Regressionsresultate der Faktor-Portfolios - CAPM					
B/H		α	MRP	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000625	0.99711	0.900418	1.903854
	Std. Error	0.0000464	0.004107	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	1.347421	242.7877	58945.86	-8.333034
	p-value	0.177900	0.000000	0.000000	-
B/M		α	MRP	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000186	1.04076	0.934341	1.939946
	Std. Error	0.0000386	0.003417	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	0.481893	304.5787	92768.2	-8.700826
	p-value	0.629900	0.000000	0.000000	-
B/LOW		α	MRP	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000589	1.020441	0.951683	2.076757
	Std. Error	0.0000322	0.002848	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	1.830467	358.3347	128403.7	-9.065335
	p-value	0.067200	0.000000	0.000000	-
B/W		α	MRP	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000927	0.980561	0.894148	1.866516
	Std. Error	0.0000472	0.004179	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	1.963699	234.6655	55067.92	-8.298454
	p-value	0.049600	0.000000	0.000000	-
B/LOS		α	MRP	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000151	1.119682	0.852288	1.792479
	Std. Error	0.0000652	0.005773	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	0.232047	193.9464	37615.2	-7.651944
	p-value	0.816500	0.000000	0.000000	-
HIGHV		α	MRP	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000998	1.244687	0.892563	1.913947
	Std. Error	0.0000604	0.005348	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	1.650876	232.7219	54159.48	-7.804791
	p-value	0.098800	0.000000	0.000000	-
LOWV		α	MRP	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.00011	0.787723	0.875448	1.823522
	Std. Error	0.0000416	0.00368	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	2.643487	214.0602	45821.78	-8.552602
	p-value	0.008200	0.000000	0.000000	-

S/H		α	MRP	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.000166	1.081158	0.773875	1.854969
	Std. Error	0.0000818	0.007238	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	2.03359	149.3691	22311.13	-7.199647
S/M	p-value	0.042000	0.000000	0.000000	-
		α	MRP	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.000138	1.033279	0.837857	1.801211
	Std. Error	0.0000636	0.00563	F-stat	Schwarz criterion
S/LOW	t-statistic	2.166267	183.5409	33687.26	-7.70227
	p-value	0.030300	0.000000	0.000000	-
		α	MRP	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000953	1.071645	0.852171	1.992239
S/W	Std. Error	0.0000625	0.005528	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	1.525741	193.8566	37580.4	-7.738718
	p-value	0.127100	0.000000	0.000000	-
		α	MRP	Adjusted R2	Durbin-Watson
S/LOS	Coefficients	0.000192	0.967708	0.820177	1.831253
	Std. Error	0.0000634	0.005612	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	3.029788	172.4363	29734.28	-7.708576
	p-value	0.002500	0.000000	0.000000	-
S/LOS		α	MRP	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000774	1.219424	0.73934	1.824712
	Std. Error	0.000101	0.008967	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	0.763793	135.9839	18491.61	-6.771185
S/LOS	p-value	0.445000	0.000000	0.000000	-

Tabelle 9: Regressionsresultate der untersuchten Faktor-Portfolios (CAPM).

Regressionsresultate der Multifaktorstrategie sowie Benchmark - CAPM					
MF		α	MRP	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.000137	0.980283	0.914419	1.810653
	Std. Error	0.000042	0.003714	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	3.263671	263.923	69655.37	-8.534013
EW	p-value	0.001100	0.000000	0.000000	-
		α	MRP	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.000101	1.028467	0.940104	1.805446
	Std. Error	0.0000363	0.003215	F-stat	Schwarz criterion
EW	t-statistic	2.786646	319.8757	102320.4	-8.822597
	p-value	0.005300	0.000000	0.000000	-

Tabelle 10: Regressionsresultate der untersuchten Multifaktorstrategie (MF) sowie Benchmark (EW) (CAPM).

Anhang 9: Regressionsresultate der Faktor-Portfolios, Multifaktorstrategie sowie Benchmark – Erstelltes Fünffaktormodell

Untenstehende Tabelle 11, Tabelle 12, Tabelle 13 beinhalten die Regressionsresultate der Faktor-Portfolios, MF sowie EW im Fünffaktormodell-Framework.

Die Resultate der Faktorportfolios sind aufgrund besserer Übersichtlichkeit in zwei einzelne Tabellen Unterteilt.

Regressionsresultate der Faktor-Portfolios (Grosskapitalisiert sowie HIGHV) - Fünffaktormodell									
B/H		α	HML	LMH	RM_RF	SMB	WML	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000561	0.576818	-0.026508	0.983542	-0.137149	-0.060125	0.929248	1.907735
	Std. Error	0.0000391	0.012154	0.008146	0.004828	0.011679	0.005826	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	1.432356	47.46091	-3.254043	203.7264	-11.74291	-10.32048	17124.96	-8.670057
	p-value	0.152100	0.000000	0.001100	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-
B/M		α	HML	LMH	RM_RF	SMB	WML	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000203	0.123667	-0.041279	1.008664	-0.045872	-0.082867	0.957296	1.907298
	Std. Error	0.0000372	0.011546	0.007739	0.004586	0.011095	0.005534	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	0.546739	10.71116	-5.334111	219.9306	-4.134468	-14.97308	29228.27	-8.88814
	p-value	0.584600	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-
B/LOW		α	HML	LMH	RM_RF	SMB	WML	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000807	-0.247432	-0.048199	0.989747	-0.135129	-0.063513	0.961724	2.063495
	Std. Error	0.0000287	0.008899	0.005964	0.003535	0.008551	0.004265	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	2.814382	-27.80587	-8.081204	280.0031	-15.80212	-14.89005	32760.51	-9.293524
	p-value	0.004900	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-
B/W		α	HML	LMH	RM_RF	SMB	WML	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000461	0.11607	-0.174104	0.987684	-0.012686	0.435781	0.939185	1.960844
	Std. Error	0.0000295	0.009167	0.006144	0.003641	0.008809	0.004394	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	1.562808	12.66203	-28.33645	271.2428	-1.44015	99.17492	20135.93	-8.772682
	p-value	0.118100	0.000000	0.000000	0.000000	0.149900	0.000000	0.000000	-
B/LOS		α	HML	LMH	RM_RF	SMB	WML	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000558	0.11995	-0.065758	0.981756	-0.129427	-0.585804	0.95867	1.972979
	Std. Error	0.0000351	0.010898	0.007305	0.004329	0.010473	0.005224	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	1.590921	11.00657	-9.002293	226.7848	-12.35849	-112.1388	30243.04	-9.234126
	p-value	0.111700	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-
HIGHV		α	HML	LMH	RM_RF	SMB	WML	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000149	0.20181	-0.484935	0.997995	0.421063	-0.050424	0.982805	1.878795
	Std. Error	0.0000242	0.007512	0.005035	0.002984	0.007219	0.003601	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	0.61465	26.86499	-96.31162	334.4479	58.32788	-14.00332	74520.52	-9.632288
	p-value	0.538800	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-

Tabelle 11: Regressionsresultate der untersuchten Faktor-Portfolios, welche grosskapitalisierte Unternehmen enthalten (Fünffaktormodell).

Regressionsresultate der Faktor-Portfolios (Kleinkapitalisiert sowie LOWV) - Fünffaktormodell									
LOWV		α	HML	LMH	RM_RF	SMB	WML	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.00011	0.196705	0.505263	0.992188	0.419861	-0.050668	0.935773	1.900023
	Std. Error	0.0000242	0.007506	0.005031	0.002981	0.007213	0.003598	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	4.547692	26.2078	100.4352	332.7873	58.21134	-14.08301	18997.14	-8.733355
	p-value	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-
S/H		α	HML	LMH	RM_RF	SMB	WML	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000506	0.757366	-0.066563	1.003546	0.932745	-0.074484	0.957963	1.883988
	Std. Error	0.0000292	0.00908	0.006086	0.003607	0.008725	0.004352	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	1.729261	83.41361	-10.93746	278.2437	106.9008	-17.11376	29712.98	-9.634005
	p-value	0.083800	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-
S/M		α	HML	LMH	RM_RF	SMB	WML	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000625	0.109039	-0.00163	0.987477	0.804682	-0.064146	0.971132	2.067582
	Std. Error	0.0000419	0.013013	0.008722	0.005169	0.012505	0.006238	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	1.492207	8.379507	-0.186843	191.0386	64.34988	-10.28383	43861.41	-9.253229
	p-value	0.135700	0.000000	0.851800	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-
S/LOW		α	HML	LMH	RM_RF	SMB	WML	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000238	-0.413799	-0.044106	0.995843	0.933588	-0.070157	0.966736	1.932392
	Std. Error	0.0000386	0.011999	0.008042	0.004766	0.01153	0.005752	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	0.615135	-34.48711	-5.484308	208.9368	80.9672	-12.19803	37893.02	-8.825158
	p-value	0.538500	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-
S/W		α	HML	LMH	RM_RF	SMB	WML	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000753	0.24484	-0.074007	0.984308	0.79145	0.416478	0.943497	1.961461
	Std. Error	0.0000379	0.011775	0.007892	0.004677	0.011315	0.005644	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	1.986794	20.79334	-9.377074	210.441	69.94428	73.7878	21772.2	-8.695708
	p-value	0.047000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-
S/LOS		α	HML	LMH	RM_RF	SMB	WML	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.00000501	0.240983	-0.179042	0.992871	0.908684	-0.559489	0.929719	1.939741
	Std. Error	0.0000362	0.011247	0.007538	0.004468	0.010808	0.005391	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	0.138253	21.42708	-23.75118	222.2425	84.07681	-103.7811	17248.33	-8.533467
	p-value	0.890000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-

Tabelle 12: Regressionsresultate der untersuchten Faktor-Portfolios, welche kleinkapitalisierte Unternehmen enthalten (Fünffaktormodell).

Regressionsresultate der Multifaktorstrategie und Benchmark - Fünffaktormodell									
MF		α	HML	LMH	RM_RF	SMB	WML	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000761	0.308966	0.047673	0.992781	0.535386	0.054157	0.97122	1.92533
	Std. Error	0.0000244	0.007562	0.005069	0.003004	0.007267	0.003625	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	3.12399	40.85788	9.405758	330.5033	73.6748	14.94059	44000.11	-9.619036
	p-value	0.001800	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-
EW		α	HML	LMH	RM_RF	SMB	WML	Adjusted R2	Durbin-Watson
	Coefficients	0.0000601	0.167646	-0.022174	0.993516	0.389912	-0.051163	0	1.893651
	Std. Error	0.0000233	0.007225	0.004842	0.00287	0.006943	0.003463	F-stat	Schwarz criterion
	t-statistic	2.582463	23.20513	-4.579224	346.1968	56.16223	-14.77403	0	-9.710336
	p-value	0.009800	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-

Tabelle 13: Regressionsresultate der untersuchten Multifaktorstrategie (MF) sowie Benchmark (EW) (Fünffaktormodell).

Anhang 10: Performance-Matrix von MF, EW sowie des Alphas von MF

Untenstehende Tabellen 14, 15 sowie 16 illustrieren Performance-Matrizen von MF, EW sowie der Über- bzw. Unterrendite (Alpha) von MF zu EW.

	Jan	Feb	Mrz	Apr	Mai	Jun	Jul	Aug	Sep	Okt	Nov	Dez	Total
1991		0.03	0.03	0.00	0.05	-0.05	0.04	0.02	-0.02	0.01	-0.05	0.10	0.17
1992	0.01	0.02	-0.02	0.02	-0.01	-0.03	0.04	-0.03	0.02	0.02	0.04	0.02	0.09
1993	0.03	0.00	0.03	-0.02	0.02	0.01	0.01	0.04	-0.01	0.02	-0.01	0.02	0.14
1994	0.04	-0.02	-0.04	0.01	0.00	-0.03	0.04	0.04	-0.03	0.01	-0.05	0.02	0.00
1995	0.02	0.04	0.02	0.03	0.02	0.02	0.03	0.01	0.02	-0.02	0.05	0.02	0.25
1996	0.03	0.01	0.02	0.03	0.01	-0.01	-0.06	0.04	0.04	0.02	0.06	-0.02	0.16
1997	0.04	0.01	-0.04	0.03	0.07	0.04	0.07	-0.02	0.04	-0.05	0.03	0.01	0.23
1998	-0.01	0.07	0.05	0.00	-0.02	0.01	-0.04	-0.15	0.06	0.09	0.04	0.02	0.10
1999	0.00	-0.03	0.00	0.10	-0.01	0.04	-0.03	-0.02	-0.04	0.01	-0.01	0.04	0.06
2000	-0.07	-0.07	0.10	0.02	0.02	-0.03	0.01	0.07	-0.01	0.02	-0.04	0.07	0.09
2001	0.04	-0.01	-0.03	0.07	0.03	-0.01	-0.01	-0.03	-0.11	0.02	0.08	0.03	0.07
2002	0.00	0.00	0.05	-0.03	-0.01	-0.08	-0.12	0.01	-0.12	0.07	0.10	-0.05	-0.17
2003	-0.02	-0.03	0.00	0.11	0.10	0.01	0.02	0.05	-0.02	0.08	0.02	0.05	0.37
2004	0.02	0.02	-0.01	-0.03	0.03	0.03	-0.04	-0.01	0.02	0.03	0.06	0.04	0.17
2005	-0.03	0.01	-0.02	-0.03	0.05	0.02	0.04	-0.01	0.01	-0.03	0.04	0.01	0.05
2006	0.05	0.00	0.02	0.01	-0.03	0.00	-0.01	0.02	0.02	0.04	0.02	0.01	0.14
2007	0.03	0.00	0.01	0.05	0.04	-0.02	-0.05	-0.01	0.02	0.02	-0.06	-0.02	0.01
2008	-0.04	-0.04	-0.01	0.05	0.03	-0.09	0.00	0.03	-0.09	-0.24	-0.10	0.04	-0.47
2009	-0.08	-0.13	0.11	0.17	0.05	-0.01	0.09	0.06	0.05	-0.04	0.06	0.05	0.38
2010	-0.02	0.04	0.07	0.03	-0.08	-0.07	0.07	-0.05	0.09	0.04	0.01	0.06	0.19
2011	0.02	0.04	0.01	0.03	-0.01	-0.02	-0.04	-0.05	-0.08	0.10	0.00	0.01	0.00
2012	0.05	0.04	0.03	-0.01	-0.07	0.04	0.00	0.02	0.02	0.00	0.01	0.02	0.15
2013	0.06	0.01	0.04	0.02	0.03	-0.01	0.05	-0.04	0.04	0.04	0.02	0.03	0.30
2014	-0.03	0.05	0.00	0.00	0.02	0.03	-0.02	0.04	-0.03	0.03	0.02	0.01	0.12
2015	-0.02	0.05	-0.01	0.00	0.01	-0.02	0.01	-0.05	-0.03	0.06	0.00	-0.02	-0.04
2016	-0.05	0.01	0.07	0.00	0.01	0.02	0.04	-0.01	0.00	-0.04	0.06	0.01	0.13

Tabelle 14: Performance-Matrix der Multifaktorstrategie. Performance-Matrix der Multifaktorstrategie (einzelne Monate bzw. Jahre).

	Jan	Feb	Mrz	Apr	Mai	Jun	Jul	Aug	Sep	Okt	Nov	Dez	To- tal
1991		0.03	0.03	0.00	0.05	-0.05	0.04	0.02	-0.02	0.01	-0.06	0.11	0.16
1992	0.02	0.03	-0.02	0.02	0.00	-0.02	0.04	-0.03	0.02	0.02	0.04	0.02	0.12
1993	0.02	0.01	0.03	-0.02	0.03	0.00	0.00	0.04	-0.01	0.02	-0.01	0.02	0.12
1994	0.04	-0.02	-0.05	0.00	0.01	-0.02	0.03	0.05	-0.03	0.01	-0.05	0.02	-0.01
1995	0.02	0.04	0.03	0.02	0.03	0.02	0.03	0.00	0.02	-0.03	0.05	0.01	0.26
1996	0.03	0.01	0.02	0.03	0.01	-0.01	-0.06	0.03	0.05	0.01	0.07	-0.02	0.17
1997	0.04	0.01	-0.04	0.03	0.07	0.04	0.08	-0.03	0.05	-0.05	0.03	0.01	0.24
1998	0.00	0.07	0.05	0.00	-0.03	0.01	-0.05	-0.17	0.06	0.09	0.05	0.03	0.12
1999	0.01	-0.02	0.02	0.09	0.00	0.04	-0.04	-0.02	-0.04	0.03	0.00	0.04	0.10
2000	-0.06	-0.05	0.11	0.01	0.01	-0.02	0.00	0.07	-0.02	0.02	-0.05	0.07	0.09
2001	0.05	-0.05	-0.05	0.09	0.02	-0.02	-0.01	-0.05	-0.14	0.04	0.09	0.03	0.00
2002	0.00	-0.02	0.06	-0.04	-0.02	-0.09	-0.11	0.01	-0.12	0.07	0.10	-0.05	-0.20
2003	-0.03	-0.02	0.00	0.10	0.09	0.01	0.03	0.04	-0.02	0.07	0.02	0.05	0.34
2004	0.02	0.02	-0.01	-0.03	0.02	0.03	-0.05	0.00	0.03	0.02	0.06	0.04	0.15
2005	-0.03	0.02	-0.02	-0.03	0.05	0.01	0.05	-0.01	0.01	-0.03	0.04	0.01	0.06
2006	0.04	0.00	0.02	0.01	-0.03	0.00	-0.02	0.03	0.03	0.04	0.02	0.01	0.14
2007	0.02	0.00	0.01	0.04	0.03	-0.02	-0.05	0.00	0.02	0.01	-0.05	-0.02	-0.01
2008	-0.04	-0.03	-0.01	0.05	0.02	-0.11	0.00	0.03	-0.11	-0.22	-0.11	0.04	-0.50
2009	-0.08	-0.13	0.11	0.17	0.06	-0.01	0.09	0.05	0.05	-0.04	0.05	0.04	0.38
2010	-0.03	0.04	0.07	0.03	-0.08	-0.07	0.07	-0.05	0.10	0.03	0.01	0.07	0.18
2011	0.02	0.04	0.01	0.03	-0.01	-0.02	-0.04	-0.07	-0.10	0.13	-0.01	0.00	-0.02
2012	0.05	0.04	0.02	-0.01	-0.08	0.04	0.00	0.03	0.02	-0.01	0.01	0.02	0.14
2013	0.06	0.01	0.04	0.02	0.03	-0.01	0.05	-0.03	0.04	0.04	0.02	0.03	0.29
2014	-0.03	0.05	0.01	0.00	0.02	0.03	-0.02	0.04	-0.03	0.03	0.02	0.00	0.12
2015	-0.03	0.05	-0.01	0.00	0.01	-0.02	0.01	-0.06	-0.04	0.07	0.00	-0.03	-0.04
2016	-0.06	0.01	0.08	0.01	0.01	0.00	0.04	0.00	0.00	-0.03	0.05	0.01	0.12

Tabelle 15: Performance-Matrix der gleichgewichteten Benchmark.

Performance-Matrix der gleichgewichteten Benchmark (einzelne Monate bzw. Jahre).

	Jan	Feb	Mrz	Apr	Mai	Jun	Jul	Aug	Sep	Okt	Nov	Dez	To- tal
1991		0.03	0.03	0.00	0.05	-0.05	0.04	0.02	-0.02	0.01	-0.06	0.11	0.16
1992	0.02	0.03	-0.02	0.02	0.00	-0.02	0.04	-0.03	0.02	0.02	0.04	0.02	0.12
1993	0.02	0.01	0.03	-0.02	0.03	0.00	0.00	0.04	-0.01	0.02	-0.01	0.02	0.12
1994	0.04	-0.02	-0.05	0.00	0.01	-0.02	0.03	0.05	-0.03	0.01	-0.05	0.02	-0.01
1995	0.02	0.04	0.03	0.02	0.03	0.02	0.03	0.00	0.02	-0.03	0.05	0.01	0.26
1996	0.03	0.01	0.02	0.03	0.01	-0.01	-0.06	0.03	0.05	0.01	0.07	-0.02	0.17
1997	0.04	0.01	-0.04	0.03	0.07	0.04	0.08	-0.03	0.05	-0.05	0.03	0.01	0.24
1998	0.00	0.07	0.05	0.00	-0.03	0.01	-0.05	-0.17	0.06	0.09	0.05	0.03	0.12
1999	0.01	-0.02	0.02	0.09	0.00	0.04	-0.04	-0.02	-0.04	0.03	0.00	0.04	0.10
2000	-0.06	-0.05	0.11	0.01	0.01	-0.02	0.00	0.07	-0.02	0.02	-0.05	0.07	0.09
2001	0.05	-0.05	-0.05	0.09	0.02	-0.02	-0.01	-0.05	-0.14	0.04	0.09	0.03	0.00
2002	0.00	-0.02	0.06	-0.04	-0.02	-0.09	-0.11	0.01	-0.12	0.07	0.10	-0.05	-0.20
2003	-0.03	-0.02	0.00	0.10	0.09	0.01	0.03	0.04	-0.02	0.07	0.02	0.05	0.34
2004	0.02	0.02	-0.01	-0.03	0.02	0.03	-0.05	0.00	0.03	0.02	0.06	0.04	0.15
2005	-0.03	0.02	-0.02	-0.03	0.05	0.01	0.05	-0.01	0.01	-0.03	0.04	0.01	0.06
2006	0.04	0.00	0.02	0.01	-0.03	0.00	-0.02	0.03	0.03	0.04	0.02	0.01	0.14
2007	0.02	0.00	0.01	0.04	0.03	-0.02	-0.05	0.00	0.02	0.01	-0.05	-0.02	-0.01
2008	-0.04	-0.03	-0.01	0.05	0.02	-0.11	0.00	0.03	-0.11	-0.22	-0.11	0.04	-0.50
2009	-0.08	-0.13	0.11	0.17	0.06	-0.01	0.09	0.05	0.05	-0.04	0.05	0.04	0.38
2010	-0.03	0.04	0.07	0.03	-0.08	-0.07	0.07	-0.05	0.10	0.03	0.01	0.07	0.18
2011	0.02	0.04	0.01	0.03	-0.01	-0.02	-0.04	-0.07	-0.10	0.13	-0.01	0.00	-0.02
2012	0.05	0.04	0.02	-0.01	-0.08	0.04	0.00	0.03	0.02	-0.01	0.01	0.02	0.14
2013	0.06	0.01	0.04	0.02	0.03	-0.01	0.05	-0.03	0.04	0.04	0.02	0.03	0.29
2014	-0.03	0.05	0.01	0.00	0.02	0.03	-0.02	0.04	-0.03	0.03	0.02	0.00	0.12
2015	-0.03	0.05	-0.01	0.00	0.01	-0.02	0.01	-0.06	-0.04	0.07	0.00	-0.03	-0.04
2016	-0.06	0.01	0.08	0.01	0.01	0.00	0.04	0.00	0.00	-0.03	0.05	0.01	0.12

Tabelle 16: Alpha-Matrix der Multifaktorstrategie über der gleichgewichteten Benchmark (einzelne Monate bzw. Jahre).

Alpha-Matrix der Multifaktorstrategie über der gleichgewichteten Benchmark.

Anhang 11: Gewichtungsverteilung der Faktoren für jede Umschichtung

Die untenstehende Abbildung 18 zeigt die Gewichtungsverteilung der einzelnen Faktoren für die jeden Umschichtungszeitpunkt.

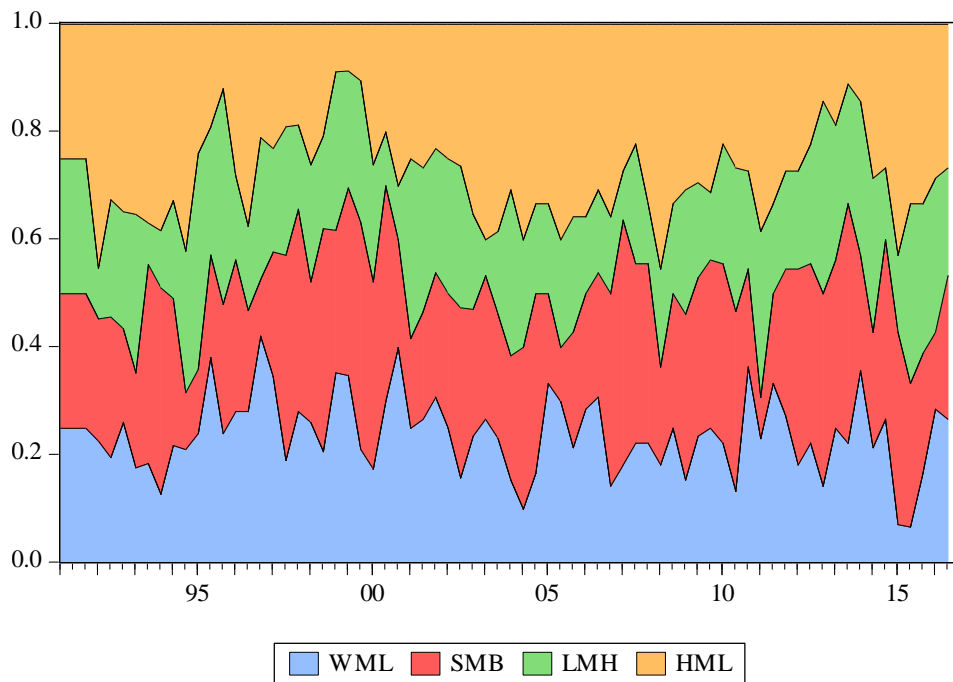


Abbildung 18: Gewichtungsverteilung der untersuchten Faktoren für jedes Umschichtungsdatum.

Anhang 12: Regressionsresultate der Frühindikatoren auf die Faktoren

Untenstehende Tabelle zeigt die Regressionsresultate der Frühindikatoren, welche anhand der OLS-Schätzmethode auf die Faktoren regressiert wurden.

Regression Results Frühindikatoren (SMB)					
		Lag 1		Lag 2	
		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
BCOM INDEX	Coefficients	0.001708	-0.012967	-0.012942	-0.008892
	Std. Error	0.031341	-	0.031325	-
	t-statistic	0.054502	-	-0.413162	-
	p-value	0.956600	-	0.679800	-
DXY CURRENCY	Coefficients	0.070554	-0.005537	-0.002262	-0.008393
	Std. Error	0.051600	-	0.052508	-
	t-statistic	1.367346	-	-0.043072	-
	p-value	0.172500	-	0.965700	-
MXEF INDEX	Coefficients	0.059347	0.016752	-0.014539	-0.009232
	Std. Error	0.019411	-	0.019801	-
	t-statistic	3.057338	-	-0.734281	-
	p-value	0.002400	-	0.463300	-
NET AGGTE DVD YLD	Coefficients	-0.115364	0.037407	0.006166	-0.008292
	Std. Error	0.029159	-	0.028787	-
	t-statistic	-3.956355	-	0.214206	-
	p-value	0.000100	-	0.830500	-
PE RATIO	Coefficients	0.085464	0.028928	-0.018300	-0.005267
	Std. Error	0.025487	-	0.026560	-
	t-statistic	3.353298	-	-0.689008	-
	p-value	0.000900	-	0.491300	-
RISK SPREAD PREMIUM BOND	Coefficients	-0.009078	-0.009512	-0.004550	-0.006273
	Std. Error	0.013398	-	0.013433	-
	t-statistic	-0.677597	-	-0.338708	-
	p-value	0.498500	-	0.735100	-
SPX INDEX	Coefficients	0.112499	0.033594	-0.016184	-0.003500
	Std. Error	0.030266	-	0.028587	-
	t-statistic	3.716988	-	-0.566128	-
	p-value	0.000200	-	0.571700	-
VIX INDEX	Coefficients	-0.013119	-0.000329	0.006292	-0.009340
	Std. Error	0.007057	-	0.006981	-
	t-statistic	-1.858895	-	0.901339	-
	p-value	0.064000	-	0.368100	-
VOLATILITÄTS RISIKO PREMIUM	Coefficients	-0.080885	0.003275	-0.127356	0.054315
	Std. Error	0.028998	-	0.028047	-
	t-statistic	-2.789321	-	-4.540893	-
	p-value	0.005800	-	0.000000	-
YIELD SPREAD VOLATILITY	Coefficients	0.257612	-0.011182	0.445061	-0.003842
	Std. Error	0.278763	-	0.278330	-
	t-statistic	0.924125	-	1.599038	-
	p-value	0.356200	-	0.110900	-
US CONSUMPTION	Coefficients	0.001890	-0.009565	0.001950	-0.007991
	Std. Error	0.002290	-	0.002311	-
	t-statistic	0.825197	-	0.843725	-
	p-value	0.409900	-	0.399500	-

Tabelle 17: Regressionsresultate der untersuchten Frühindikatoren zu SMB.

Regressionsresultate der untersuchten Frühindikatoren zu SMB mittels OLS-Schätzer.

Regression Results Frühindikatoren (HML)					
		Lag 1		Lag 2	
		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
BCOM INDEX	Coefficients	0.023465	0.000812	-0.014254	-0.000281
	Std. Error	0.023823	-	0.024410	-
	t-statistic	0.984979	-	-0.583919	-
	p-value	0.325400	-	0.559700	-
DXY CURRENCY		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	0.010204	-0.001656	0.000000	0.000134
	Std. Error	0.040033	-	0.000000	-
	t-statistic	0.254892	-	0.000000	-
MXEF INDEX		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	0.048880	0.031620	0.000000	0.002259
	Std. Error	0.014712	-	0.000000	-
	t-statistic	3.322560	-	0.000000	-
NET AGGTE DVD YLD		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	-0.130106	0.102875	0.000000	-0.001991
	Std. Error	0.021849	-	0.000000	-
	t-statistic	-5.954878	-	0.000000	-
PE RATIO		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	0.090080	0.063984	0.000000	0.000739
	Std. Error	0.019815	-	0.000000	-
	t-statistic	4.546035	-	0.000000	-
RISK SPREAD PREMIUM BOND		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	-0.016775	0.006230	0.000000	0.013659
	Std. Error	0.010220	-	0.000000	-
	t-statistic	-1.641375	-	0.000000	-
SPX INDEX		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	0.116436	0.076663	0.000000	-0.000262
	Std. Error	0.022869	-	0.000000	-
	t-statistic	5.091358	-	0.000000	-
VIX INDEX		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	-0.004668	-0.001634	0.000000	-0.002253
	Std. Error	0.005362	-	0.000000	-
	t-statistic	-0.870580	-	0.000000	-
VOLATILITÄTS RISIKO PREMIUM		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	-0.022169	-0.011033	0.000000	0.031306
	Std. Error	0.023518	-	0.000000	-
	t-statistic	-0.942672	-	0.000000	-
YIELD SPREAD VOLATILITY		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	0.183621	-0.000472	0.000000	0.001184
	Std. Error	0.212573	-	0.000000	-
	t-statistic	0.863804	-	0.000000	-
US CONSUMPTION		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	0.001682	0.000386	0.000000	0.000333
	Std. Error	0.001789	-	0.000000	-
	t-statistic	0.940390	-	0.000000	-
	p-value	0.347800	-	0.000000	-

Tabelle 18: Regressionsresultate der untersuchten Frühindikatoren zu HML.

Regressionsresultate der untersuchten Frühindikatoren zu HML mittels OLS-Schätzer.

Regression Results Frühindikatoren (WML)					
		Lag 1		Lag 2	
		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
BCOM INDEX	Coefficients	-0.001453	-0.000553	-0.024879	0.000595
	Std. Error	0.056777	-	0.057404	-
	t-statistic	-0.025595	-	-0.433403	-
	p-value	0.979600	-	0.665000	-
DXY CURRENCY		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	0.140405	0.021235	-0.116574	0.015512
	Std. Error	0.053978	-	0.051521	-
	t-statistic	2.601142	-	-2.262637	-
	p-value	0.009700	-	0.024400	-
MXEF INDEX		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	-0.035795	0.003085	0.092529	0.021317
	Std. Error	0.035939	-	0.035736	-
	t-statistic	-0.995994	-	2.589237	-
	p-value	0.320000	-	0.010100	-
NET AGGTE DVD YLD		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	0.140405	0.021235	-0.116574	0.015512
	Std. Error	0.053978	-	0.051521	-
	t-statistic	2.601142	-	-2.262637	-
	p-value	0.009700	-	0.024400	-
PE RATIO		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	-0.053736	0.001606	0.121879	0.036047
	Std. Error	0.047325	-	0.047167	-
	t-statistic	-1.135473	-	2.583969	-
	p-value	0.257100	-	0.010200	-
RISK SPREAD PREMIUM BOND		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	-0.023036	0.002841	-0.024636	0.002982
	Std. Error	0.024525	-	0.024420	-
	t-statistic	-0.939292	-	-1.008827	-
	p-value	0.348300	-	0.313900	-
SPX INDEX		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	-0.132473	0.017570	0.082507	0.004873
	Std. Error	0.055093	-	0.050503	-
	t-statistic	-2.404539	-	1.633705	-
	p-value	0.016800	-	0.103400	-
VIX INDEX		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	0.013901	0.003514	-0.021625	0.009332
	Std. Error	0.012860	-	0.012676	-
	t-statistic	1.080938	-	-1.706011	-
	p-value	0.280600	-	0.089000	-
VOLATILITÄTS RISIKO PREMIUM		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	0.023643	0.000269	0.076805	0.009395
	Std. Error	0.056860	-	0.055861	-
	t-statistic	0.415802	-	1.374922	-
	p-value	0.678000	-	0.170700	-
YIELD SPREAD VOLATILITY		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	-0.527336	0.003474	0.191988	0.000475
	Std. Error	0.508670	-	0.505199	-
	t-statistic	-1.036695	-	0.380024	-
	p-value	0.300700	-	0.704200	-
US CONSUMPTION		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	0.001612	-0.000637	0.005478	0.005595
	Std. Error	0.004231	-	0.004189	-
	t-statistic	0.380891	-	1.307685	-
	p-value	0.703600	-	0.192000	-

Tabelle 19: Regressionsresultate der untersuchten Frühindikatoren zu WML.

Regressionsresultate der untersuchten Frühindikatoren zu WML mittels OLS-Schätzer.

Regression Results Frühindikatoren (LMH)					
		Lag 1		Lag 2	
		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
BCOM INDEX	Coefficients	0.061944	-0.006666	0.001554	-0.010269
	Std. Error	0.051617	-	0.052487	-
	t-statistic	1.200067	-	0.029612	-
	p-value	0.231000	-	0.976400	-
DXY CURRENCY		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	-0.049761	-0.009435	-0.045919	-0.007760
	Std. Error	0.086461	-	0.087209	-
	t-statistic	-0.575536	-	-0.526543	-
	p-value	0.565400	-	0.598900	-
MXEF INDEX		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	-0.052310	-0.003750	0.004812	-0.009556
	Std. Error	0.032856	-	0.032950	-
	t-statistic	-1.592067	-	0.146037	-
	p-value	0.112400	-	0.884000	-
NET AGGTE DVD YLD		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	0.140329	0.016650	-0.023015	-0.006798
	Std. Error	0.048413	-	0.048751	-
	t-statistic	2.898606	-	-0.472086	-
	p-value	0.004000	-	0.637200	-
PE RATIO		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	-0.065828	0.001336	0.061443	0.033663
	Std. Error	0.043449	-	0.044484	-
	t-statistic	-1.515067	-	1.381239	-
	p-value	0.130800	-	0.168200	-
RISK SPREAD PREMIUM BOND		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	0.000426	-0.011638	-0.010334	-0.007022
	Std. Error	0.022386	-	0.021985	-
	t-statistic	0.019025	-	-0.470033	-
	p-value	0.984800	-	0.638700	-
SPX INDEX		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	-0.124276	0.011746	-0.003299	-0.004348
	Std. Error	0.050183	-	0.048662	-
	t-statistic	-2.476442	-	-0.067789	-
	p-value	0.013800	-	0.946000	-
VIX INDEX		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	0.011032	-0.008783	-0.011135	-0.007168
	Std. Error	0.011803	-	0.011634	-
	t-statistic	0.934675	-	-0.957159	-
	p-value	0.350700	-	0.339200	-
VOLATILITÄTS RISIKO PREMIUM		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	0.072110	0.005283	0.080253	0.007899
	Std. Error	0.052064	-	0.051823	-
	t-statistic	1.385015	-	1.548606	-
	p-value	0.167600	-	0.123100	-
YIELD SPREAD VOLATILITY		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	-0.328291	-0.010710	-0.305454	-0.011465
	Std. Error	0.466562	-	0.464121	-
	t-statistic	-0.703637	-	-0.658134	-
	p-value	0.482200	-	0.511000	-
US CONSUMPTION		Frühindikator	Adjusted R2	Frühindikator	Adjusted R2
	Coefficients	-0.005909	-0.001251	-0.000501	-0.007762
	Std. Error	0.003838	-	0.003878	-
	t-statistic	-1.539331	-	-0.129309	-
	p-value	0.124800	-	0.897200	-

Tabelle 20: Regressionsresultate der untersuchten Frühindikatoren zu LMH.

Regressionsresultate der untersuchten Frühindikatoren zu LMH mittels OLS-Schätzer.